UNIVERSITE IBN ZOHR
Centre des Etudes Doctorales Ibn Zohr
Faculté des sciences-Agadir

Formation doctorale : Mathématiques, Informatique et Applications

T H È S E

pour obtenir le titre de

Docteur en Sciences

de l'Université Ibn Zohr
Mention : INFORMATIQUE

Présentée et soutenue par

Azeddine ELHASSOUNY

Fusion d'images par la théorie de Dezert-Smarandache (DSmT) en vue d'applications en télédétection

Thèse dirigée par Pr. Driss MAMMASS

Préparée au Laboratoire Image et Reconnaissance de Formes-Systèmes Intelligents et Communicants IRF-SIC

Soutenue le 22 juin 2013

Jury :

Président :	Pr. Hassan DOUZI	-	Pr. à la Faculté des sciences-Agadir
Rapporteurs :	Pr. Mohamed WAKRIM	-	Directeur de l'ENSA-Agadir
	Pr. Ahmed HAMMOUCH	-	Pr. à l'ENSET-Rabat
	Pr. Mohamed ELADNANI	-	Pr. à la Faculté des sciences semlalia-Merrakech
Examinateur :	Pr. Rachid HARBA	-	Pr. à l'Ecole Polytech´ Orléans-France
Directeur :	Pr. Driss MAMMASS	-	Directeur de l'Ecole Supérieure de Technologie-Agadir
Invité :	Pr. Soufiane IDBRAIM	-	Pr. à la Faculté des sciences-Agadir

ISBN: 9781599733364

Remerciements

Je tiens en particulier à exprimer ma plus sincère gratitude à mon directeur de thèse, Professeur Driss MAMMASS, directeur du laboratoire IRF-SIC, pour m'avoir accueillie au sein de son laboratoire, pour avoir accepté de diriger mes recherches, et pour m'avoir apporté son expertise avec la plus grande disponibilité tout au long de cette thèse. Je lui suis profondément reconnaissant de la confiance qu'il a m'accordée en autorisant mes recherches à prendre cette orientation variée.

je tiens à remercier Monsieur WAKRIM Mohammed professeur à la Faculté des Sciences d'Agadir pour m'avoir fait l'honneur de participé à ma formation de DESA MIA et de rapporter ce travail.

Je remercie Monsieur HAMMOUCH Ahmed Professeur à l'ENSET de Rabat Université Mohammed V - Souissi pour m'avoir fait l'honneur d'être rapporteur de ma thèse et Monsieur EL ADNANI Mohammed Professeur à la Faculté des Sciences Semlalia-Marrakech Université Cadi Ayyad, pour avoir apporté son point de vue sur cette thèse en acceptant d'en être rapporteur.

Je voudrais exprimer ma profonde reconnaissance envers mon co-encadrant Monsieur Soufiane IDBRAIM Professeur Assistant à la Faculté des Sciences d'Agadir pour toute l'attention et le soutien qu'il m'a porté pendant ces années de thèse. Je lui témoigne tout mon respect et ma gratitude.

Je tiens à remercier Mr. Hassan DOUZI Professeur à la Faculté des Sciences d'Agadir pour avoir accepté le rôle de président, et d'avoir participé à ma formation de DESA et pour toute l'attention et le soutien qu'il m'a porté.

Je tiens à remercier Mme Danielle DUCROT, membre du laboratoire CESBIO université Toulouse III, pour ses conseils avisés, sa disponibilité et son soutien.

Je tiens à remercier Mr. Rachid HARBA Professeur à Polytech' Orléans France pour avoir accepté le rôle d'examinateur et d'avoir fait le déplacement malgré son temps chargé.

Du côté personnel, je voudrais remercier mes parents, mes frères pour leurs soutiens. je tiens à remercier ma femme et mes petites pendant ces années de doctorat pour leurs sacrifices. Sans leurs soutiens, je n'aurais pas pu aboutir et surmonter une difficulté après l'autre.

Je souhaite aussi remercier l'ensemble des collègues du laboratoire IRF-SIC, Zaki, Bekkari, Riad, Amrouch, Saâdi, que j'ai côtoyé pendant plus quatre ans. J'ai passé de très bons moments et j'ai beaucoup apprécié les divers échanges tant au niveau professionnel qu'au niveau personnel.

Table des matières

1 Introduction **1**
1.1 Introduction . . . 1
1.1.1 Contexte . . . 1
1.1.2 Objectifs . . . 2
1.1.3 Organisation du manuscrit . . . 3
1.1.4 Cadre de la thèse . . . 3

2 Généralités sur la fusion d'information **5**
2.1 Introduction . . . 5
2.2 Définition de la fusion . . . 6
2.3 Précision sur les imperfections d'information . . . 6
2.4 Modélisation de la fusion . . . 7
2.4.1 Théorie des probabilités . . . 8
2.4.2 Théorie des possibilités et des ensembles flous . . . 9
2.4.3 Théorie de l'évidence et Théorie de Dezert-Smarandache . . . 11
2.5 Conclusion . . . 13

3 Fusion d'images basée sur les théories Demspter-Shafer (DST) et Dezert-Smarandache (DSmT) en télédétection **15**
3.1 Introduction . . . 15
3.2 Recalage . . . 16
3.2.1 Détection des primitives . . . 16
3.2.2 Mise en correspondance . . . 17
3.2.3 Estimation du modèle de transformation . . . 17
3.2.4 Application de la transformation . . . 18
3.3 Différents niveaux de la fusion . . . 18
3.3.1 Fusion de données au niveau du pixel . . . 18
3.3.2 Fusion de données au niveau objet, ou caractéristiques . . . 22
3.3.3 Fusion au niveau décision . . . 23
3.4 Application de la fusion basée sur DST et DSmT . . . 24
3.4.1 Classification basée sur DST et DSmT . . . 24
3.4.2 Utilisation de DST et DSmT pour la détection des changements 26
3.4.3 Application de DSmT pour la prédiction d'occupation du sol 28
3.5 Conclusion . . . 29

4 Fondements mathématiques de la théorie de Dezert-Smarandache (DSmT) **31**
4.1 Introduction . . . 31
4.2 Fondements de la DSmT . . . 32
4.2.1 Cadre de raisonnement de DSmT . . . 32

4.2.2 Fonction de masse . . . 33
4.3 Modèle de la fusion d'information . . . 34
4.3.1 Modèle de Shafer . . . 35
4.3.2 Modèle libre . . . 35
4.3.3 Modèle hybride . . . 37
4.4 Règles de combinaison . . . 39
4.4.1 Règle de combinaison classique (DSmC) . . . 40
4.4.2 Règle de combinaison hybride (DSmH) . . . 40
4.4.3 Règle de combinaison à redistribution proportionnelle (PCR) 40
4.5 Fonctions de croyance généralisées . . . 41
4.5.1 Fonction de crédibilité généralisée . . . 41
4.5.2 Fonction de plausibilité généralisée . . . 42
4.5.3 Transformation Pignistique généralisée . . . 42
4.6 Conclusion . . . 45

5 ICM avec contraintes contextuelles : la méthode de classification utilisée dans la fusion 47
5.1 Introduction . . . 47
5.2 La méthode ICM avec contraintes contextuelles . . . 48
5.2.1 La solution MAP . . . 48
5.2.2 Minimisation de l'énergie par l'ICM . . . 48
5.2.3 Introduction des contraintes . . . 49
5.3 Conclusion . . . 50

6 Classification multisource par ICM et DSmT avec règle de décision adaptative 51
6.1 Introduction . . . 51
6.2 Processus de fusion proposé . . . 52
6.3 Résultats et intérprétation . . . 56
6.3.1 Présentation de la région d'étude . . . 56
6.3.2 Prétraitement des images . . . 57
6.3.3 Echantillons . . . 57
6.3.4 Classification supervisée ICM avec contraintes . . . 58
6.3.5 Fusion de deux images basée sur DSmT . . . 59
6.3.6 Fusion de trois images . . . 62
6.4 Conclusion . . . 66

7 Détection des changements par fusion/classification contextuelle multidates basée sur DSmT et ICM avec contraintes 67
7.1 Introduction . . . 67
7.2 Méthode proposée . . . 68
7.3 Résultats et discusion . . . 71
7.3.1 Région d'étude et données utilisées . . . 71
7.3.2 Prétraitement des images et établissement des échantillons . . 71

7.3.3 Classification ICM avec contraintes . . . 73
7.3.4 Fusion multidates et multisources par le modèle hybride de DSmT . . . 75
7.3.5 Validation des résultats . . . 76
7.4 Conclusion . . . 82

8 Conclusion **85**
8.1 Conclusion . . . 85

A Présentation des données satellitaires **91**
A.1 Le satellite FORMOSAT-2 . . . 91
A.2 Le satellite LANDSAT . . . 92
A.2.1 LANDSAT 1ère série . . . 92
A.2.2 LANDSAT 2ème série . . . 93
A.2.3 LANDSAT 3ème série . . . 94
A.3 Principaux satellites optiques . . . 95

Bibliographie **97**

Table des figures

3.1 Fusion au niveau pixel (bas niveau) 19
3.2 Fusion au niveau objet ou caractéristique (niveau intermédiaire) . . . 20
3.3 Fusion au niveau décision (haut niveau) 21

4.1 Diagramme de Venn pour $M^f(\Theta)$ (Modèle libre de DSmT) 36
4.2 Diagramme de Venn pour $M'(\Theta)$ (Modèle hybride de DSm) 38
4.3 Incertitude 43

6.1 Zone couverte par les satellites Spot et Formosat 2006 56
6.2 Echantillon (a) d'apprentissage et (b) de vérification 57
6.3 Classification ICM avec contraintes de deux images FORMOSAT . . 58
6.4 Carte de fusion obtenue par DSmT-ICM-Cr sur les éléments singletons 59
6.5 Carte de fusion obtenue par DSmT-ICM-ADR sur les éléments singletons 60
6.6 Classification ICM Supervisée avec contraintes des trois dates *FORMOSAT-2 (21/03, 03/5, 26/07)* 62
6.7 Carte de fusion des trois dates obtenue par DSmT-ICM-Cr 63
6.8 Carte de fusion des trois dates obtenue par DSmT-ICM-ADR 63

7.1 Modèle de fusion contextuelle multidate et multisource proposé . . . 68
7.2 Visualisation 3D de la région de souss(la scène d'étude est encadrée en rouge) 72
7.3 Compositions colorées de la zone d'étude (images Landsat ETM+ (a) 2002 et (b) 2005) 72
7.4 Echantillons d'apprentissage (a) de 2002 et (b) de 2005 73
7.5 Réponses spectrales des échantillons d'apprentissage 73
7.6 Classification supervisée ICM avec contraintes des deux images . . . 74
7.7 Répartition de l'incertitude globale normalisée de l'image de fusion . 76
7.8 Résultats de la fusion en fonction de seuil 77
7.9 Carte de fusion avec le seuil sélectionné 1.0e-14 78
7.10 Carte des zones stables obtenues à partir de la carte de fusion 79
7.11 Carte de changement obtenue à partir de la carte de fusion 79
7.12 Carte de changement (post-traité) obtenue à partir de la carte de fusion 80
7.13 Extraits de validation des résultats des changements entre ETM+2002 (Argan) et ETM+2005 (Végétation) 81
7.14 Extraits de validation des résultats des changements entre ETM+2002(Serres (Gh)) et ETM+2005(Végétation (V)) 81
7.15 Extraits de validation des résultats des changements entre ETM+2002(Végétation (V)) et ETM+2005(Argan (A)) 82
7.16 Carte de la fusion post-traitée 83

Liste des tableaux

4.1 Séquence de Dedekind 33
4.2 Cardinal et mémoire de stockage nécessaire pour $hyper-power-set$ 35
4.3 Ordonnancement des éléments de $hyper-power-set$ dans le modèle libre 37
4.4 Ordonnancement des éléments de l'$hyper-power-set$ dans le modèle hybride 39

6.1 Nombre des pixels des échantillons d'apprentissage et de vérification par classe 57
6.2 Matrice de confusion de classification ICM de l'image 21/3 58
6.3 Matrice de confusion de classification ICM de l'image 03/5 58
6.4 Matrice de confusion de la fusion avec règle maximum de Crédibilité (DSmT-ICM-Cr) 60
6.5 Matrice de confusion de la fusion avec règle de décision adaptative (DSmT-ICM-ADR) 61
6.6 Précision globale(OA) et coefficient de Kappa des différentes stratégies de fusion 61
6.7 Taux de classification des classes par différentes stratégies de fusion. 61
6.8 Matrice de confusion de classification ICM avec contraints des trois dates (pourcentage) 64
6.9 Matrice de confusion de la fusion basée sur DSmT-ICM-Cr des trois dates (en pourcentage) 64
6.10 Matrice de confusion de la fusion basée sur DSmT-ICM-ADR des trois dates (en pourcentage) 64
6.11 Précision globale et coefficient Kappa de la classification avec les différentes stratégies de fusion 65

7.1 Echantillons d'apprentissage des images 2002 et 2005 74
7.2 Taux d'occupation des classes simples et classes composées en fonction de la valeur du seuil 75
7.3 Taux d'occupation des classes dans la carte de fusion 77
7.4 Taux des changements obtenus par la fusion entre 2002 et 2005 . . . 83

A.1 Résumé des caractéristiques d'image FORMOSAT-2 92
A.2 Caractéristiques du capteur MMS de LANDSAT 1ère série 93
A.3 Caractéristiques du capteur MMS de LANDSAT 2ème série 93
A.4 Caractéristiques du capteur TM de LANDSAT 2ème série 94
A.5 Caractéristiques du capteur ETM+ de LANDSAT 3éme série 94
A.6 Comparaison entre les séries LANDSAT 94
A.7 Comparaison de capteurs optiques 96

Chapitre 1

Introduction

Sommaire

1.1 Introduction 1
1.1.1 Contexte 1
1.1.2 Objectifs 2
1.1.3 Organisation du manuscrit 3
1.1.4 Cadre de la thèse 3

1.1 Introduction

1.1.1 Contexte

Au cours de la dernière décennie, l'observation de la Terre depuis l'espace s'est amplement développée, comme l'affirme la grande quantité de satellites imageurs mis sur orbite. De plus, les satellites imageurs peuvent couvrir de larges zones de façon régulière, ce qui garantit la disponibilité de données pour la cartographie. En outre, l'information apportée par chaque image peut être insuffisante pour répondre à certains problèmes liés à la gestion, à l'investigation et au suivi des phénomènes liés à la surface de la Terre telles que l'agriculture, l'aménagement du territoire, l'urbanisation, la gestion des risques naturels, la météo, la cartographie, l'analyse des ressources terrestres en plus des applications militaires, qui sont une des préoccupations majeures des états.

Par conséquent, dans de nombreuses applications de télédétection, nous sommes confrontés à un grand nombre de données hétérogènes et imparfaites (*i.e.* dotée d'imperfections), ce qui pose souvent des problèmes pour la classification et la détection des changements en vu d'établir des cartes thématiques d'occupation du sol ou des cartes de changements à partir d'images satellite ou aériennes. Il apparaît donc judicieux de les fusionner afin de gérer des quantités très importantes de données entachées d'imperfections (multisources, multidates,...) et de générer par la suite des classifications avec des meilleures précisions.

A travers la fusion d'informations, qui regroupe les méthodes et les outils mathématiques pour combiner des informations issues de plusieurs sources, on ne cherche pas à réduire les imperfections de chaque source telles que l'imprécision, l'incertitude, l'incomplétude, l'ambiguïté, le conflit, etc., contenues dans les informations

issues de plusieurs sources, mais au contraire à en tenir compte afin d'améliorer la prise de décision.

Dans ce domaine, la fusion d'informations doit tenir compte des spécificités des données à toutes les étapes du processus de fusion, d'une part les spécificités des données (données hétérogènes, quantité importante, etc.), d'autre part l'amélioration de la connaissance du monde observé pour le décrire du mieux possible tel qu'il est.

Pour faire progresser l'état actuel des chaînes de traitement d'images, il est intéressant de prendre en compte les imperfections des données à savoir l'hétérogénéité des données utilisées pour détecter des changements puisqu'elles sont généralement acquises à plusieurs années d'intervalle, à différentes saisons et au moyen de capteurs ayant des propriétés spatiales et spectrales différentes. Ainsi, nous pouvons tirer profit de la l'introduction de l'information spatiale dans le processus de fusion.

1.1.2 Objectifs

En général, le but de ce travail de recherche est de bâtir une chaîne de traitement générique qui doit pouvoir intégrer des données multisources et multidates (Nous nous intéressons en particulier aux capteurs Landsat et Formosat). Ensuite, la chaîne doit pouvoir aisément évoluer, être améliorable, adaptable à d'autres applications sans nécessiter une modification en profondeur. Enfin elle doit prendre en compte des images ainsi que des données exogènes.

Ce travail de thèse est organisé suivants deux objectifs principaux :

- La mise en œuvre d'une méthode de classification supervisée d'images par la fusion contextuelle multisources et multidates.
- Le développement d'une méthode robuste, permettant d'effectuer la détection des changements par fusion/classification contextuelle multidates basée sur théorie de Dezert-Smarandache (DSmT) et ICM (Iterated conditionel mode) avec contraints.

Dans le premier axe de la thèse, nous introduisons une nouvelle procédure appelée DSmT-ICM avec une nouvelle règle de décision adaptative (ADR), qui est une alternative et une extension de la classification multisources utilisant la théorie de Dempster-Shafer (DST) et ICM (Iterated conditionel mode). L'approche proposée utilise un processus de fusion basé sur le modèle hybride de DSmT achevé par la règle de décision adaptative (ADR) qui permet de prendre en compte l'aspect parcellaire des classes thématiques et l'introduction de l'information contextuelle dans le processus de fusion qui permet de mieux cerner les thèmes de la surface.

Dans le deuxième axe de la thèse, nous nous intéressons dans un premier lieu, à l'intégration dans un processus de fusion utilisant un modèle hybride de DSmT : de l'information contextuelle obtenue à partir d'une classification supervisée ICM avec contraintes et de l'information temporelle avec utilisation de deux images prises à deux dates déférentes , et dans un deuxième lieu, nous proposons dans une démarche originale, une nouvelle règle de décision basée sur la fonction de croyance général-

isée transformation pignistique (DSmP) pour s'affranchir des limites inhérentes aux règles de décision utilisant le maximum de fonctions de masses généralisées.

1.1.3 Organisation du manuscrit

Le chapitre 2 présente les principes de base de la fusion de données ainsi qu'un certain nombre de définitions nécessaires pour la compréhension des travaux de la thèse. Puis on présente un panorama général des méthodes de fusion de données, et en particulier la fusion par la théorie des croyances DST et la théorie de Dezert-Smarandache (DSmT) avec des comparaisons avec d'autres méthodes. Ce chapitre permet d'expliquer en quoi le cadre de la DSmT est tout à fait adapté à notre problème.

Le chapitre 3 est consacré à l'extension qui a été faite pour passer de la fusion de données à la fusion d'images. Nous verrons dans un premier temps, les prétraitements nécessaires avant la fusion (comme le recalage des images), ensuite nous étudierons les différents niveaux de fusion des images. Enfin, un état de l'art en rapport avec les contributions permet de mettre en relation cette thèse avec les travaux existants.

Les chapitres 4 et 5 sont consacrés respectivement à la théorie de raisonnement plausible et paradoxale DSmT adapté dans le processus de fusion et à une bref description de la méthode de classification supervisée ICM avec contraintes.

Le chapitre 6 présente le principe détaillé de la méthode de classification développée et relate les résultats des applications sur les images satellites avec évaluations et comparaisons.

Dans le chapitre 7, nous étudions également la fusion basée sur la théorie DSmT. Dans un cadre d'étude de changement, nous exploitons les deux aspects du cadre de raisonnement de la théorie DSmT : le premier concerne la décision sur des hypothèses dites simple en vue d'étiqueter les objets en différentes classes et le deuxième concerne la décision sur les hypothèses dites composées en vue de quantifier des changements entre les deux dates.

Enfin, on donnera une conclusion et on évoquera les perspectives.

1.1.4 Cadre de la thèse

Le travail rentre dans le cadre d'une collaboration entre le IRF-SIC -Faculté des Sciences-Université Ibn Zohr et le Centre d'Etudes Spatiales de la BIOsphère (CESBIO) de l"université Toulouse III - Paul Sabatie sous la convention SPI09/13 entre CNRST Maroc et CNRS France.

Chapitre 2

Généralités sur la fusion d'information

Sommaire

2.1 Introduction **5**
2.2 Définition de la fusion **6**
2.3 Précision sur les imperfections d'information **6**
2.4 Modélisation de la fusion **7**
2.4.1 Théorie des probabilités 8
2.4.2 Théorie des possibilités et des ensembles flous 9
2.4.3 Théorie de l'évidence et Théorie de Dezert-Smarandache . . . 11
2.5 Conclusion **13**

2.1 Introduction

L'idée générale de la fusion d'informations consiste à utiliser des informations multiples portant sur le même problème, entachées d'imperfections et provenant de plusieurs sources afin d'améliorer la connaissance d'une situation donnée. Cette idée a été évoquée depuis fort longtemps en traitement de l'information.

La fusion d'informations constitue un cadre formel dans lequel s'expriment les moyens et les techniques permettant l'alliance des informations provenant de sources diverses [Wald 1999]. Ces informations seront alors combinées numériquement par un formalisme adapté afin d'obtenir la meilleure connaissance possible de la situation étudiée en gérant les imperfections telles que le conflit, l'incertitude, l'imprécision, l'incomplétude, l'ambiguïté, la redondance, la complémentarité, etc.

Différentes méthodes de la fusion d'informations ont été élaborées pour exploiter des informations variées, en tenant compte éventuellement de leur conflit éventuel, de leur désaccord ou de leur paradoxe.

Avant de présenter ces différentes méthodes de fusion d'informations, une définition de la fusion de données est nécessaire de manière à bien préciser le cadre de l'étude, ainsi qu'une définition de la typologie de la fusion d'information. Nous présentons ensuite les trois cadres théoriques de la fusion, qui sont la théorie de probabilité, la théorie des ensembles flous et les théories de croyance (DST et DSmT). Nous ne présentons ici que les éléments minimaux nécessaires à une formalisation commune des différentes théories.

2.2 Définition de la fusion

Plusieurs définitions de fusion existent dans la littérature [Lexicon 1991], [Wald 2002]. Nous avons opté pour la suivante [Bloch 1994a] : « La fusion de données est l'utilisation conjointe d'informations hétérogènes pour l'aide à la prise de décision ». Cette définition a été améliorée par I. Bloch [Bloch 2003] qui a proposé une définition plus spécifique : « la fusion d'informations consiste à combiner des informations issues de plusieurs sources afin d'améliorer la prise de décision».

Nous constatons également dans toutes les définitions que l'information est issue de plusieurs sources (fusion multisources), ceci n'exclue pas l'obtention de l'information à partir d'une source unique mais à des instants différents (fusion multidates), ou d'un point de vue différent. Dans [Bloch 1994b], I. Bloch a adapté la définition suivant le domaine d'application tel que le traitement d'image : « La fusion d'images est l'utilisation conjointe d'images hétérogènes pour l'aide à la prise de décision».

2.3 Précision sur les imperfections d'information

La fusion propose des formalismes pour l'évaluation des imperfections présentes dans toutes les sources d'information, telles que le degré d'ignorance totale ou partielle, le conflit, l'incomplétude et la fiabilité. Cependant, le fait que l'information soit dotée de ces imperfections n'empêche pas cette information de nous donner un aspect même partiel de la réalité. C'est pourquoi il est intéressant de combiner plusieurs sources pour l'améliorer.

Les imperfections peuvent être de différentes natures dont les principales sont l'incertitude et l'imprécision [Dubois 1994], [Dromigny-Badin 1998], [Martin 2005a], [Yajing 2011], [Bloch 1996a], l'incomplétude [Smets 1991], [Martin 2005a], [Yajing 2011], la redondance et la complémentarité [Bloch 2003], [Martin 2005a], [Yajing 2011], le conflit [Lefevre 2002], [Martin 2005a], [Yajing 2011], et enfin l'ambiguïté [Bloch 2003], [Martin 2005a]. Nous décrivons ci-dessous chacune de ces notions.

Incertitude et Imprécision

L'incertitude caractérise le degré de conformité à la réalité d'une information. Une information incertaine décrit donc une connaissance partielle de la réalité. En revanche, l'imprécision d'une information est caractérisée par le contenu de l'information. Elle est relative à l'information ou à la source. L'imprécision relève donc un défaut quantitatif de connaissance.

Prenons un exemple pour expliciter ces deux notions :

La phrase «Cette lettre arrivera demain» est incertaine. Le fait exprimé par cette information est précis, par contre, le fait que la réalité (le futur) ne soit pas connue, implique que sa réalisation n'est pas sûre. Cette information est donc incertaine.

La notion d'imprécision est décrite avec des termes vagues, flous tels que « environ », « centaine » ou « grand », par exemple « dans la salle il y a environ une centaine de personnes », le fait qu'il est difficile d'exprimer clairement et précisément un état de la réalité par une proposition.

Ces deux notions permettent de quantifier de manière rigoureuse l'ignorance, l'imprécis concerne le contenu de l'information tandis que l'incertain est relatif à sa vérité.

Incomplétude

L'incomplétude caractérise l'absence d'information apportée par la source. Elle est due à un manque de données, à l'absence d'une connaissance explicite ou à l'existence d'une connaissance générale. Elle peut se mesurer par la différence de la quantité d'information réellement fournie par la source et de la quantité d'information que la source doit fournir (en cas de bon fonctionnement). Par exemple un satellite ne permet pas de fournir une image qui couvre une large zone, l'information ne portant que sur une superficie bien étroite.

L'incomplétude de l'information peut être la cause de l'incertitude et de l'imprécision.

Redondance et Complémentarité

La redondance d'informations ou de sources est le fait d'avoir plusieurs fois la même information sur le même objet ou le même phénomène. La redondance est essentiellement exploitée pour réduire les incertitudes et les imprécisions. Des sources ou des informations sont complémentaires si elles fournissent des informations sur des caractéristiques différentes du phénomène observé ou sur des objets différents. La complémentarité est utilisée en fusion d'informations pour avoir une vision plus complète ou plus générale sur le phénomène.

Conflit

Il peut arriver que les informations à fusionner entrent en contradiction, on dit que ces informations sont en conflit. Le conflit peut être masqué par une autre imperfection, dont certains modèles permettent de l'estimer.

Les origines du conflit proviennent essentiellement de trois situations : Les sources ne sont pas fiables, les sources observent des phénomènes différents ou le cadre de discernement est non exhaustif (concerne l'étape de modélisation dans le cadre théorique).

Ambiguïté

L'ambiguïté est le fait d'avoir plus qu'une interprétation pour la même information. Elle peut provenir d'une autre imperfection de l'information (incertitude, imprécision, conflit,...). Par exemple, Il peut y avoir une ambiguïté si l'information ne permet pas de distinguer entre deux situations.

2.4 Modélisation de la fusion

Nous présentons dans cette section les différentes théories selon le même schéma afin de faciliter leur comparaison. Dans un premier temps, nous présentons les mesures qui expriment les imperfections, nous expliquons ensuite comment la combinaison des mesures, nœud de la fusion de données, permet de tenir compte de chaque capteur. Enfin nous nous intéressons à la prise de décision finale.

Position du problème

Étant données m sources S_j $(j = 1, ..., m)$ donnant des informations sur un élément x, Ces sources doivent prendre une décision sur une observation x dans un ensemble de n décisions $d_1, ..., d_n$. Par exemple la décision d_i correspond au fait que l'observation x vérifie une hypothèse H_i, ou encore dans le cadre de la classification on veut déterminer à quelle classe C_i appartient x (x pouvant être un pixel d'une image ou tout autre objet). L'ensemble des n classes ou hypothèses H_i possibles forme un cadre de discernement $\Theta = \{C_1, C_2, ..., C_n\}$. Chaque source S_j fournit une information sur la décision d_i pour l'observation x que nous allons représenter par M_{ji} (en traitement d'image $M_{ji}(x)$ reliant x à une classe C_i).

La fusion des informations consiste à prendre une décision à partir de la combinaison des informations contenues dans la matrice $(M_{ji}(x))$.

Un processus de fusion se réalise en quatre étapes [Martin 2005a], [Dromigny-Badin 1998], [Lecomte 2005], que l'on peut décrire de la façon suivante :

Modélisation

La modélisation est la première étape. Elle consiste au choix du formalisme, *i.e.* la modélisation de l'information et de ses imperfections, à partir des caractéristiques connues des sources, des données, des experts, etc.

Estimation

L'estimation dépend de la modélisation, elle n'est pas une étape systématique, il s'agit de la représentation de chaque élément d'information par un nombre ou une masse M qui, selon le modèle mathématique retenu, peut être une probabilité, un degré de possibilité ou une fonction de masse.

Combinaison

L'étape de combinaison est la phase de regroupement des informations, avec un opérateur de fusion ou une règle de combinaison.

Décision

La dernière étape du processus de fusion d'informations est la décision. En effet, d'après notre définition de la fusion, la combinaison est réalisée en vue d'améliorer la prise de décision selon un critère choisi.

2.4.1 Théorie des probabilités

Cette théorie a été la première mise en œuvre [Clark 1990] et est bien souvent encore la plus employée dans de nombreuses applications en traitement d'images. En effet, c'est une méthode classique pour la fusion de données, basée sur un mode de décision bien défini [Martin 2005a], que l'on peut décrire de la façon suivante :

Modélisation :

L'étape de modélisation est fondée sur les probabilités conditionnelles. Nous avons donc :

$$M_i^j(x) = p(d_i/S_j) \tag{2.1}$$

Estimation :

En appliquant la formule de Bayes, nous estimons $p(s_j/d_i)$ par dénombrement i.e. à l'aide des fréquences sur une base d'apprentissage.

Combinaison :

On parle de combinaison bayésienne qui consiste à déterminer les probabilités $p(d_i/S_1 \dots S_m)$. Ces probabilités peuvent être :

- Estimées directement au niveau de la modélisation par la règle de Bayes :

$$p(d_i/S_1 \dots S_m) = \frac{p(S_1 \dots S_m/d_i)p(d_i)}{p(S_1 \dots S_m)} \tag{2.2}$$

- Également calculées par la règle de Bayes de façon adaptative avec l'arrivée de l'information d'une nouvelle source :

$$p(d_i/S_1 \dots S_m) = \frac{p(S_1/d_i)p(S_2/S_1, d_i) \dots p(S_m/S_1 \dots S_{m-1}, d_i)p(d_i)}{p(S_1)p(S_2/S_1) \dots p(S_m/S_1 \dots S_{m-1})} \tag{2.3}$$

Décision :

Pour la dernière étape, de nombreux critères de décisions sont envisageables. La règle la plus employée est celle du maximum à posteriori, qui consiste à choisir la classe qui a la probabilité à posteriori la plus élevée.

Nous choisirons d_k si :

$$p(d_k/S_1 \dots S_m) = max_{\{i=1,\dots,n\}} p(d_i/S_1 \dots S_m) \tag{2.4}$$

Avantages et Limites :

La théorie des probabilités a un formalisme connu et relativement simple. Cette théorie présente en revanche des inconvénients [Yajing 2011], [Martin 2005a], [Lecomte 2005], [Dromigny-Badin 1998] qui ont incité les chercheurs à développer d'autres formes de modélisation de la connaissance. Ceux-ci sont de plusieurs ordres. D'une part elle nécessite des connaissances précises pour chaque classe du cadre de discernement. D'autre part, il est nécessaire d'avoir beaucoup de connaissances à priori sur le système, de plus ces connaissances doivent être exprimées sous forme de probabilités, ce qui n'est pas toujours possible.

Les probabilités expriment bien le fait qu'une réalisation est incertaine, en revanche, la notion d'imprécision est absente dans cette modélisation [Yajing 2011], [Dromigny-Badin 1998], ce qui amène souvent à confondre les deux notions.

De plus, la notion d'ignorance sur un fait n'est pas prise en compte. L'ignorance se traduit par une égalité des probabilités à priori [Dromigny-Badin 1998], [Martin 2005a]. Cela entraîne parfois des incohérences ou des conflits selon la modélisation des hypothèses utilisées. Ce modèle ne prend pas en compte et ne donne pas d'informations sur les conflits possibles.

Dans l'étape de modélisation probabiliste, nous raisonnons sur des singletons qui représentent les différentes décisions. Ces décisions sont exhaustives et exclusives, ceci entraîne que le cadre de raisonnement doit être fermé, ce qui ne correspond pas toujours à la réalité.

2.4.2 Théorie des possibilités et des ensembles flous

Pour remédier à ce problème et introduire de manière explicite la notion d'imprécision, Dubois et Prade [Dubois 1988] ont développé la théorie des possibilités. Cette théorie utilise une distribution de possibilités $\pi(x)$ qui définit la possibilité

qu'un élément x appartienne à une classe C_i, $\pi(x) \subset [0,1]$. Pour définir ces fonctions d'appartenance, la théorie des ensembles flous, développée par Zadeh en 1968 [Zadeh 1968], est utilisée. Comme son nom l'indique, cette théorie permet de tenir compte de bornes non strictes d'une classe, de zones de recouvrements entre plusieurs classes. Elle peut être expliquée comme suite :

Modélisation :

On modélise ainsi une confiance optimiste sur l'élément x par un degré de possibilité $\Pi(x)$ et une certitude de réalisation de l'élément x par un degré de nécessité $N(x)$.

Les degrés de possibilité et de nécessité sont définis à partir de la distribution de possibilités :

$$\Pi_{C_i}^{S_j}(x) = \sup\left\{\pi_{C_i}^{S_j}(a)\ ,\ a \in x\right\} \tag{2.5}$$

$$N_{C_i}^{S_j}(x) = \inf\left\{(1-\pi_{C_i}^{S_j}(a)), a \neq x\right\} \tag{2.6}$$

Avec $\pi_{C_i}^{S_j}(a)$ degré de la possibilité qu'un élément a appartienne à une classe C_i selon la source S_j

Si $\Pi_{C_i}^{S_j}(x) = 0$ la classe C_i n'est pas possible pour x.

Si $\Pi_{C_i}^{S_j}(x) = 1$ la classe C_i est possible pour x mais non certaine.

Si $N_{C_i}^{S_j}(x) = 1$ la classe C_i est certaine pour x.

Les relations entre degré de possibilité Π et degré de nécessité N sont :

$$\Pi_{C_i}^{S_j}(x) > N_{C_i}^{S_j}(x) \tag{2.7}$$

$$\Pi_{C_i}^{S_j}(x) = 1 - N_{C_i}^{S_j}(\overline{x}) \tag{2.8}$$

$\bar{x}$ Étant le complémentaire de x dans le cadre de discernement.

Estimation :

Pour une classe donnée C_i et une source S_j, on définit la masse :

$$M_{C_i}^{S_j}(x) = \pi_{C_i}^{S_j}(x) \tag{2.9}$$

C'est le degré de possibilité pour que la classe à laquelle appartient x prenne la valeur C_i, d'après les informations de la source S_j. Dans le cas où l'élément x est composé de plusieurs sous-éléments, comme par exemple une région de pixels, on définit alors la masse par la relation suivante :

$$M_{C_i}^{S_j}(x) = \Pi_{C_i}^{S_j}(x)\left(= \sup\left\{\pi_{C_i}^{S_j}(a)\ ,\ a \in x\right\}\right) \tag{2.10}$$

Combinaison :

De nombreux opérateurs de combinaison sont possibles : les T-normes, les T-conormes, les moyennes, les sommes symétriques, etc.

Les quatre opérateurs de combinaison les plus connues sont :

$$\Pi_{C_i}(x) = \min(\Pi_{C_i}^{S_l}(x), \ldots, \Pi_{C_i}^{S_l}(x)) \tag{2.11}$$

$$\Pi_{C_i}(x) = \max(\Pi_{C_i}^{S_l}(x), \ldots, \Pi_{C_i}^{S_l}(x)) \tag{2.12}$$

$$\Pi_{C_i}(x) = \sum_{j=1:l} (\Pi_{C_i}^{S_l}(x)) \tag{2.13}$$

$$\Pi_{C_i}(x) = \prod_{j=1:l} (\Pi_{C_i}^{S_l}(x)) \tag{2.14}$$

Décision :

La décision se fait en affectant l'élément x à la classe C_i pour laquelle le degré de possibilité est maximum, ou bien, pour laquelle le degré de nécessité est maximum, correspondant au critère le plus sévère.

Avantages et Limites :

La théorie des possibilités, basée sur la théorie des ensembles flous [Zadeh 1999], est également adaptée à la manipulation d'information imprécise et incertaine [Martin 2005a].

Cette théorie offre une grande flexibilité dans le choix des règles de combinaison des sources d'information [Yajing 2011], [Dromigny-Badin 1998]. Cependant, le choix de l'opérateur le plus adapté à une application donnée est relativement complexe. La difficulté réside aussi bien dans le choix des distributions des possibilités en fonction des sources d'information et des connaissances que l'on a sur chacune. Ainsi, ce cadre théorique offre la possibilité encore peu développée de modéliser et de tenir compte de la fiabilité et du conflit [Martin 2005a].

2.4.3 Théorie de l'évidence et Théorie de Dezert-Smarandache

2.4.3.1 Théorie de l'évidence (DST)

Modélisation :

Pour s'affranchir des limites inhérentes de la théorie des possibilités et utiliser une seule règle de combinaison et gérer le conflit, la théorie de l'évidence a été utilisée. Elle a été développée par Shafer en 1976 [Shafer 1976] à partir des travaux de Dempster [Dempster 1967] sur la généralisation de la théorie bayésienne à la gestion de l'incertain et de l'ignorance. Cette théorie permet d'affecter des degrés de confiance (appelées ici jeu de masses), non seulement à des hypothèses simples, mais aussi à des réunions d'hypothèses si la connaissance disponible ne porte que sur un ensemble d'hypothèses sans plus de précision. Les fonctions de masse sont alors définies pour tous les sous ensembles A_k de 2^Θ qui est l'ensemble de toutes les disjonctions possible du cadre de discernement Θ.

De ce fait, A_k appartient à un espace contenant plus d'éléments que le cadre de discernement, que nous appelons 2^Θ, regroupant toutes les combinaisons possibles des classes. La modélisation de la distribution de masse est souple car elle autorise le chevauchement entre plusieurs classes, modélisant ainsi le doute.

La fonction de masse m d'un élément x doit vérifier en général les conditions ci-dessous :

$$\sum_{A_k \subset 2^\Theta} m_{A_K}^{S_j}(x) = 1 \tag{2.15}$$

$$m(\emptyset) = 0 \tag{2.16}$$

Estimation :

Pour cette théorie, on définit la masse qu' élément x appartienne à une classe A_k selon la source S_j par :

$$M_{A_K}^{S_j}(x) = m_{A_K}^{S_j}(x) \tag{2.17}$$

A partir de cette masse de confiance, deux grandeurs de décision sont calculées, la crédibilité (Cr) et la plausibilité (Pl) :

$$Cr_{A_K}^{S_j}(x) = \sum_{B \subset A_K} m_B^{S_j}(x) \tag{2.18}$$

$$Pl_{A_K}^{S_j}(x) = \sum_{B \cap A_K \neq \emptyset} m_B^{S_j}(x) \tag{2.19}$$

La crédibilité modélise l'incertitude que l'on a sur un sous ensemble A_k. La plausibilité modélise la probabilité supérieure. La probabilité $p(A_k/x)$, que l'hypothèse A_k se réalise, est comprise entre la crédibilité et la plausibilité.

$$Cr_{A_K}^{S_j}(x) \leq p_{S_j} \leq Pl_{A_K}^{S_j}(x) \tag{2.20}$$

Combinaison :

La règle de combinaison est la somme orthogonale définie par Dempster [Dempster 1967], écrite ici pour deux sources :

$$m(C) = \frac{\sum_{A_i \cap B_j = C} m_1(A_i) m_2(B_j)}{1 - \sum_{A_i \cap B_j = \varphi} m_1(A_i) m_2(B_j)} \tag{2.21}$$

Avec $K = \sum_{A_i \cap B_j = \emptyset} m_1(A_i) m_2(B_j)$ le coefficient de conflit. ***Décision :***

La décision se fait en faveur de la classe qui a, soit la plus grande crédibilité (choix le plus pessimiste), soit la plus grande plausibilité (choix le plus optimiste), soit le maximum de crédibilité sans recouvrement des intervalles de confiance (sans risque d'erreur), etc.

Avantages et Limites :

Dans la théorie de l'évidence, avec les définitions de la Crédibilité et de la Plausibilité, on tient compte de toutes les masses m, par contre dans la théorie des possibilités, avec la définition de degré de possibilité $\Pi(x)$ ou le degré de nécessité $N(x)$, on ne retient que le maximum ou le minimum, perdant ainsi des informations [Martin 2005a], [Dromigny-Badin 1998].

Dans le calcul des masses de confiance, intervient le coefficient K. Ce coefficient est très intéressant car il permet de quantifier le conflit entre les différentes sources, ce qui n'était pas possible avec les précédentes théories. Lorsque le conflit entre les sources devient important un problème fondamental se pose dans la DST et montre ses limites.

De plus, pour construire ces jeux de masses, il n'existe, comme pour la théorie des possibilités, aucune méthode générique reconnue et la définition des jeux de masses est très dépendante de l'application étudiée. Egalement la complexité est un inconvénient incontournable de cette approche, en effet sa complexité est à croissance exponentielle avec la taille du cadre de discernement.

2.4.3.2 Théorie de Dezert-Smarandache (DSmT)

Afin de pouvoir gérer de manière efficace ces imperfections des données, et de les évaluer correctement, un formalisme a été introduit [Smarandache 2004], [Smarandache 2006]. Pour une présentation plus détaillée de son principe, se reporter au chapitre 4 exposant en détail cette méthode de fusion.

La Théorie de Dezert-Smarandache (DSmT ou Dezert-Smarandache Theory), qui peut être considérée comme une généralisation de la théorie des évidences de Demspter-Shafer (DST), a été développée pour s'affranchir de deux limites inhérentes à la DST [Smarandache 2004]. La première limite se situe au niveau de la définition du cadre de discernement qui dans le cas de la DST se réduit à un ensemble discret, exclusif et exhaustif, contrainte parfois trop sévère pour certaines applications. La deuxième est liée à la nature des sources d'information qui sont supposées être distinctes et indépendantes, condition qui s'avère également très difficile à respecter pour de nombreuses applications, surtout si les données utilisées ne se sont pas seulement que de type statistique.

Le principe général de la théorie de raisonnement plausible et paradoxale (DSmT), définie par Dezert et Smarandache [Smarandache 2004] à partir des travaux de Dezert et Smarandache [Dezert 2002] sur la généralisation de la théorie de l'évidence à la gestion de fusion de données où les sources d'évidence sont fortement conflictuelles, voire paradoxales, est d'offrir de nouvelles règles de fusion permettant d'intégrer formellement les contraintes d'intégrité du problème (quand elles existent) et de travailler avec n'importe quel type de modèle (modèle libre sans contrainte, modèle hybride ou modèle de Shafer).

La prise de décision se fait sur le jeu de masses final. Il est nécessaire de définir une stratégie de prise de décision, en fonction de l'attitude que l'on souhaite avoir par rapport à cette décision. Nous étudions dans la *section* 2 des chapitres 6 et 7 la comparaison entre les différents modes de prise de décision.

2.5 Conclusion

Le choix de la stratégie ou de la méthode de fusion dépend du type d'application, de données utilisées et ces imperfections à gérer et des attentes des utilisateurs. En conséquence la modélisation du processus de fusion basé sur DSmT présente l'avantage d'être très souple, et donc de bien s'adapter au cas par cas. Cependant, elle constitue le cadre le plus approprié pour représenter et manipuler les imperfections des informations. Elle présente une variété des règles de combinaison et de décision ainsi trois modèles dont le modèle hybride qui permettent de décrire au mieux le problème étudié et dans lequel les combinaisons sont performantes. Elle permet également une intégration aisée de nouveaux descripteurs dans la fusion.

Dans le chapitre suivant, nous allons montrer la spécificité de la fusion dans le cadre du traitement d'images de manière générale, et particulièrement dans les situations de la fusion d'informations fréquemment rencontrées en imagerie satellitaire. Nous présentons aussi les particularités et les contraintes apportées par ces données

(images) par rapport à un cadre général de fusion de données.

Chapitre 3

Fusion d'images basée sur les théories Demspter-Shafer (DST) et Dezert-Smarandache (DSmT) en télédétection

Sommaire

3.1 Introduction 15
3.2 Recalage 16
3.2.1 Détection des primitives 16
3.2.2 Mise en correspondance 17
3.2.3 Estimation du modèle de transformation 17
3.2.4 Application de la transformation 18
3.3 Différents niveaux de la fusion 18
3.3.1 Fusion de données au niveau du pixel 18
3.3.2 Fusion de données au niveau objet, ou caractéristiques 22
3.3.3 Fusion au niveau décision 23
3.4 Application de la fusion basée sur DST et DSmT 24
3.4.1 Classification basée sur DST et DSmT 24
3.4.2 Utilisation de DST et DSmT pour la détection des changements 26
3.4.3 Application de DSmT pour la prédiction d'occupation du sol 28
3.5 Conclusion 29

3.1 Introduction

Bien que la recherche sur la fusion d'informations ait apparue dans les années soixante, ce n'est qu'avec le développement des domaines d'imagerie qu'elle est exploitée et utilisée dans divers applications et particulièrement en télédétection. En fait, la télédétection est le premier domaine où les méthodes de fusion numérique d'images ont été mises en place.

Dans ce chapitre, nous présentons les particularités de la fusion dans le domaine de l'imagerie, et spécifions les phases du processus de fusion dans le domaine de

traitement d'images, qui est souvent précédé par des prétraitements à savoir le recalage.

L'image est une source d'information importante pour les systèmes de fusion d'information. Toutes les informations extraites de l'image peuvent être combinées de manière à offrir au utilisateur une aide à la décision. En effet, la fusion peut s'effectuer au niveau du pixel ou de caractéristiques ou bien de décision.

Nous donnons dans ce chapitre une synthèse des travaux concernant la fusion d'images basée sur les théories DST et DSmT en vue d'application de classification, de détection des changements et de prédiction.

3.2 Recalage

En traitement d'image, le recalage est une technique qui consiste en la mise en correspondance d'images, afin de pouvoir les comparer ou les fusionner [Brown 1992]. Cette mise en correspondance se fait par la recherche d'une meilleure transformation géométrique possible permettant de représenter les informations issues des images dans un même référentiel (*i.e.* qu'un même pixel dans les deux images corresponde à un même point physique de l'objet). Cette étape, bien que ne faisant pas partie de l'étape de fusion proprement dite, est souvent nécessaire avant la fusion.

Pour arriver à définir cette transformation, des techniques intermédiaires sont indispensables, d'une part pour structurer et simplifier le problème et d'autre part pour répondre à certaines contraintes de complexité et temps de calcul.

Les méthodes de recalage peuvent être classifiées selon différents critères citons, par exemple, le critère de ressemblance, la classe de transformation recherchée, etc.

En imagerie satellitaire et aérienne, le recalage est utilisé pour superposer des images d'une même région, obtenues à des instants, des altitudes, des positions différentes, avec des capteurs différents. En effet, de nombreuses tâches nécessitent de disposer d'images parfaitement superposables entre elles. Les techniques de fusion de données en sont un exemple ainsi que les approches de classification (multicritères, multisources, multidates) et de détection de changements.

De manière générale, on peut décomposer un processus de recalage en plusieurs étapes. Dans un premier temps, il est nécessaire de repérer et d'apparier les caractéristiques communes aux images à recaler. Ensuite, grâce à ces caractéristiques, on détermine la transformation (dont on aura au préalable défini la nature), qui fait correspondre au mieux les images entre elles. Enfin, une fois que la transformation est déterminée, il reste à l'appliquer à l'image que nous souhaitons transformer pour la recaler sur l'image que nous choisissons comme image de référence [Gee 1994], [Elsen 1995], [Dromigny-Badin 1998].

3.2.1 Détection des primitives

Dans la littérature, en abordant la question de recalage, plusieurs types de primitives ont été proposés. Nous présentons les plus connues : points, segments, régions, structures contours, moments invariants, niveaux de gris [Beaudet 1978],

[Dromigny-Badin 1998]. Ces primitives sont extraites des images à recaler et permettent de déterminer les paramètres de la transformation. Nous détaillons dans la suite quelques unes d'entre elles :

Points :

Il est parfois plus simple et plus fiable de disposer autour du système à étudier des points particuliers reconnaissables dans les images dont on connaît parfaitement la géométrie et la position de manière absolue.

Contours :

Dans ce cas, nous utilisons des modélisations des contours par des contours actifs comme les Bsplines ou les contours actifs existant dans la littérature [Wasserman 1995], ou on utilise également un modèle physique de l'objet étudié [Gee 1994], [Elsen 1995].

Niveaux de gris :

L'idée ici est de traiter l'image comme une surface d'intensité, et d'utiliser les dérivées [Beaudet 1978] et les mesures de courbure [Kitchen 1982] de la surface pour détecter les points d'intérêt.

3.2.2 Mise en correspondance

La mise en correspondance consiste à ajuster les paramètres des modèles autant que possible (au mieux). A cette fin, une variété de mesures de similarité sont définies dans la littérature [Shabou 2006], [Brown 1992], comme le coefficient de corrélation, le rapport de corrélation, statistique de Kolmogorov, l'information mutuelle, l'information mutuelle normalisée, Cluster Reward, etc.

Ces critères de distance entre les attributs de l'image de référence et l'image recalée servent à quantifier la notion de ressemblance entre elles.

3.2.3 Estimation du modèle de transformation

Ces primitives sont appariées afin de déterminer la transformation entre les deux images. Nous pouvons classer les différentes méthodes de recalage selon le type de la transformation. On différencie les transformations linéaires et les transformations non linéaires. On distingue également les méthodes de recalage globales où toute l'image à recaler est transformée selon les mêmes équations, et les méthodes locales où les différentes régions de l'image ne seront pas traitées de la même façon.

Transformation linéaire

La transformation géométrique linéaire peut s'écrire sous la forme d'un polynôme de degré 1. Cette classe comprend notamment les transformations rigides (rotation, translation), les similitudes, les transformations affines et les transformations projectives.

Transformation non linéaire

La transformation non linéaire nommée aussi, dans la littérature de traitement d'images transformation élastique ou encore non rigide, est une transformation

d'ordre supérieur, citons par exemple les thin-plate splines, les combinaisons de B-Splines.

3.2.4 Application de la transformation

Une fois les paramètres de la transformation ont été déterminés, il reste à appliquer ceux-ci sur l'une des deux images, de manière à obtenir deux images dont les structures coïncident géométriquement. En fait, Il n'existe pas de méthodes génériques pour l'application de la transformation, et il faut souvent voir cas par cas afin d'en déduire la meilleure méthode pour appliquer la transformation.

3.3 Différents niveaux de la fusion

En général, la fusion de données peut être effectuée à différents niveaux. Dasarathy a proposé trois niveaux de fusion [Dasarathy 1997] à savoir les données, les caractéristiques et les décisions. Egalement dans [Solberg 2006], [Martin 2005a] et [Verlinde 1999], les différents niveaux de fusion sont très discutés dans leur terminologie et dans leur nombre. La fusion au niveau des données (ou fusion de bas niveau)(figure 3.1) consiste à fusionner les informations issues directement de la sortie du capteur ou de la source.

La fusion de caractéristiques (ou fusion de moyen niveau)(figure 3.2) est la fusion des attributs extraits de différents signaux ou images.

Enfin, la fusion au niveau de décisions (ou fusion de haut niveau)(figure 3.3), telle qu'elle est définie par A. Martin est une fusion d'informations qui correspond à la formulation d'hypothèses issues d'un expert ou d'un système (par exemple un classifieur) [Martin 2005a]. La fusion de haut niveau peut être autrement définie en tant qu'un traitement des attributs sémantiques extraits de données [Khedam 2008].

En particulier, dans le cas des images de télédétection, on parle de la fusion de pixels pour la fusion bas niveau [Mangolini 1994], la fusion des objets possédant des attributs ou des caractéristiques, par exemple les paramètres de texture d'une image et la fusion de décisions [Richardson 1988], [Mangolini 1992], [Pohl 1998], [Wald 1999], [Verlinde 1999].

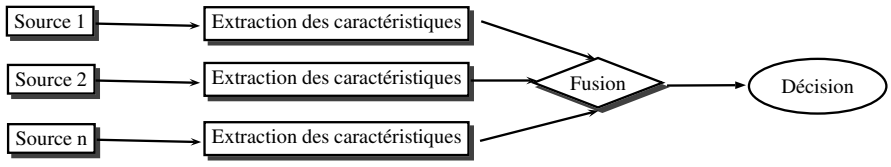


FIGURE 3.1 – Fusion au niveau pixel (bas niveau)

Dans la suite, nous présentons la fusion à ces trois niveaux : pixel, objet ou caractéristique et décision.

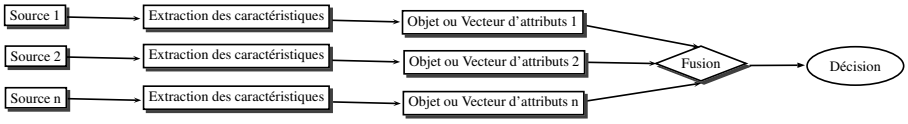


FIGURE 3.2 – Fusion au niveau objet ou caractéristique (niveau intermédiaire)

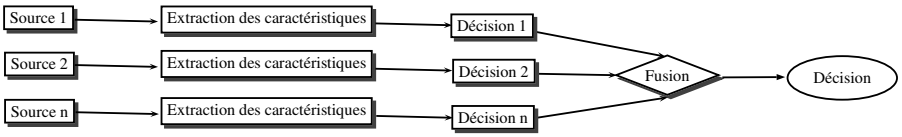


FIGURE 3.3 – Fusion au niveau décision (haut niveau)

3.3.1 Fusion de données au niveau du pixel

Nous présentons dans cette section les modes de fusion au sens strict au niveau du pixel que l'on peut trouver dans la littérature.

La fusion au niveau pixel s'opère directement sur les données brutes [Zhang 2010], [Lemeret 2004] ou radiométriques [Kurtz 2009] issues des pixels des images provenant de multiples sources sur une base pixel par pixel.

La fusion basée pixels permet d'améliorer la résolution spatiale, des détails de structure et de texture, et de retenir la fidélité spectrale des données originales. En outre, pour les données multi-temporelles, le but de la fusion au niveau des pixels est de mettre en évidence les changements d'information entre les différents moments, en utilisant soit des capteurs identiques ou différents.

Pour la fusion au niveau pixel, il faut arriver à évaluer l'information apportée par un pixel pour le problème considéré. Il faut donc précisément définir les différentes hypothèses et poser le problème de l'application recherchée. Ensuite, il faut modéliser la connaissance (ou le manque de connaissance) apportée par un pixel. Nous choisissons alors une modélisation issue d'un des formalismes permettant de gérer les imperfections d'information qui ont été présentés au chapitre précédent.

En général, l'information utilisée le plus souvent par les modes de fusion au niveau du pixel est l'information spectrale et/ou l'information temporelle. On parle d'un attribut spectral, lorsqu'un pixel donné est issue des images qui proviennent de la même source et prises dans la même date. Alors que l'attribut temporel dépend des images issues, de la même source ou de diverses sources, et elles sont prises dans des dates différentes.

A partir de la réponse spectrale ou temporelle, on peut tirer des informations sur l'appartenance du pixel à telle ou telle classe, et ce en fonction de la définition des classes.

Cette modélisation peut être basée sur la théorie bayésienne [Chu 1992], la théorie des possibilités [Hernandez 1997], la théorie de l'évidence [Bloch 1996b], ou bien la théorie des raisonnements plausibles et paradoxale DSmT [Smarandache 2004], [Smarandache 2006], [Smarandache 2009].

Les données de télédétection ont une nature inhérente du territoire. Pour tenir compte de cette propriété, des modes de modélisations plus complexes peuvent aussi intégrer dans le processus de fusion, une information basée sur le contexte spatial en utilisant une modélisation adéquate du voisinage. En effet, quand un pixel est considéré de façon isolée, il est susceptible de fournir des informations incomplètes sur les caractéristiques souhaitées, alors que, lorsqu'il est considéré dans son contexte avec d'autres mesures, des informations plus complètes pourraient être tirées.

De nombreuses méthodes de fusion ont été étudiées au cours des dernières années pour fusionner les images au niveau pixels afin de produire une image de bonne qualité spatiale [Mangolini 1992] et spectrale [Dou 2007] menant ainsi à améliorer la performance de tâches de traitement d'image telles que la segmentation, la classification et la détection des changements [Lee 1987].

Dans la littérature, peu d'études ont incorporé le contexte spatial dans le processus de classification multisource. On trouve, par exemple, Bracker et al. [Bracker 1995] qui proposent de modéliser le contexte spatial d'une image de télédétection par un champ aléatoire markovien. Richards et al. [Richards 1982] ont étendu les méthodes utilisées pour la classification contextuelle spatiale basée sur la relaxation probabiliste pour intégrer des données auxiliaires. Binaghi et al. [Binaghi 1997] ont présenté un cadre pour la classification basée sur la connaissance contextuelle basée sur la théorie des ensembles flous. Wan et al. [Wan 1994] ont utilisé plusieurs cartes auto-organisatrices pour la classification contextuelle. Hégarat-Mascle et al. [Hégart-Mascle 1997] ont associé l'utilisation d'un modèle de champ de Markov avec la théorie de Dempster-Shafer. Cette approche a été développée par S. Foucher [Foucher 2002], qui a utilise la théorie de l'évidence pour détendre la décision bayésienne donné par l'algorithme de classification basé sur les champs de Markov. Bentabet et al. [Bentabet 2008] ont aussi essayé d'améliorer cette approche par l'algorithme ICM pour prendre en compte les hypothèses composées définies dans le cadre de la théorie de Dempster-Shafer. Smits et al. [Smits 1997] ont utilisé une méthode de segmentation d'image basée sur les champs de Markov. Les Champs de Markov ont également été utilisés pour la fusion des données dans d'autres domaines d'application [Chou 1988], [Wright 1989].

Ce contexte spatial est une autre information qui, elle-même est modélisée dans un nouveau formalisme (ici, la théorie de raisonnement plausible et paradoxale DSmT).

3.3.2 Fusion de données au niveau objet, ou caractéristiques

La fusion au niveau des caractéristiques ou objet [Dromigny-Badin 1998] nécessite une extraction d'objets ou des caractéristiques reconnus dans les diverses sources de données. Il faut avoir aussi un référentiel commun de manière à pouvoir évaluer les attributs dans une même référence. Dans ce cas, l'étape de recalage est beaucoup moins contraignante par rapport à la fusion au niveau pixel, car il suffit de connaître un référentiel commun et de mettre en correspondance non plus les pixels similaires, mais uniquement les objets. La précision demandée pour le recalage est en général

moins grande.

La fusion basée sur l'objet nécessite l'extraction des primitives des objets qui dépendent de leur environnement, tels que les bords des coins, des lignes, des contours, des régions, des texture ou des composantes fréquentielles [Zhang 2010], [Jiang 2011], [Khedam 2008], etc. Ces caractéristiques sont généralement extraites à partir d'images différentes et fusionnées en une ou plusieurs cartes de caractéristiques [Zhang 2010]. Elles peuvent être utilisées au lieu des données d'origine pour un traitement ultérieur telles que la classification, la détection des changements, la prédiction, etc.

Les méthodes appliquées pour extraire les caractéristiques dépendent généralement des caractéristiques de chaque source de données, et donc elles peuvent être différentes si les ensembles de données utilisés sont hétérogènes. Typiquement, dans le traitement d'image, une telle fusion nécessite un enregistrement précis (au niveau des pixels) des images disponibles. Les cartes de caractéristiques ainsi obtenues sont ensuite utilisées comme entrée pour le prétraitement et la segmentation d'images [Zhang 2010].

Après la segmentation de l'image, on ne travaille plus sur les pixels isolés mais sur des objets possédant des attributs ou des caractéristiques, dérivés du traitement d'images classique. Ces attributs peuvent être plus ou moins sûrs et donc intégrer des imperfections. La fusion cherche dans ce cas à améliorer la connaissance sur ces attributs et à classifier l'objet en différentes classes.

Nous pouvons citer quelques exemples de fusion au niveau objet. Houzelle a proposé dans sa thèse une méthode de fusion d'informations extraites d'images satellites en vue de classifier automatiquement des objets de nature cartographique [Houzelle 1993]. La fusion au niveau objet est aussi utilisée dans le domaine du contrôle non destructif, où il s'agit de déterminer précisément un certain nombre d'attributs avec la meilleure fiabilité possible, le plus souvent à partir de capteurs différents [Johannsen 1994], [Balasko 1997].

3.3.3 Fusion au niveau décision

Plusieurs définitions de fusion au niveau décision ont été proposées dans la littérature [Martin 2005a], [Jiang 2011], [Khedam 2008]. Dans [Martin 2005a], A. Martin fait la différence entre le niveau de fusion et le type d'information. La fusion de décisions (ou fusion de haut niveau) est relative à la fusion d'informations qui correspondent à la formulation d'hypothèses issues d'un expert ou d'un système (par exemple un classificateur), alors que la fusion dans [Desost-Lebrun 1996] est une fusion au niveau symbolique.

D'autres définitions ont été proposées par [Zhang 2010], [Jiang 2011], [Khedam 2008], Ils définissent la fusion au niveau décision comme étant la combinaison des résultats [Zhang 2010], [Jiang 2011] ou décisions [Khedam 2008] de plusieurs algorithmes pour donner une décision finale fondue. A. Martin [Martin 2005a] a synthétisé les définitions citées ci-dessus : la fusion de décisions permet de synthétiser les décisions des classifications préliminaires. C'est ce que les spécialistes de la théorie

de décision appellent la décision répartie [Thomopoulos 1987].

Sur la base des données provenant de chaque capteur (donc chaque image) on propose une décision vis-à-vis d'un traitement en télédétection, telle qu'une hypothèse à envisager parmi un ensemble possible. Les images d'entrées sont traitées individuellement pour l'extraction d'informations. Et ce n'est qu'à la fin du processus de fusion que les décisions de chaque image sont mises en commun [Li 1995]. Il s'agit essentiellement de systèmes à bases de règles, qui est à partir des résultats de traitements des images, intégrant ou non des imperfections des informations (tels que l'incertitude, l'imprécision ou le conflit), donne une décision finale soutenu [Chu 1992].

Des exemples en rapport avec ces méthodes de fusion multi-capteurs haut niveau sont donnés dans [Henkind 1988], [Lee 1987], [Wright 1989], [Solberg 1993], [Solberg 1994], où elles étaient utilisées pour la classification de l'occupation du sol. Jeon [Jeon 1992] a développé un classificateur spatio-temporel utilisant à la fois des données temporelles et spatiales d'image. Khazenie et al. [Khazenie 1990] ont proposé une méthode pour la classification contextuelle utilisant à la fois la corrélation spatiale et temporelle des données. Dans cette approche, les vecteurs de caractéristiques sont modélisés comme étant le résultat d'un processus dépendant de la classe affectée par bruit qui a été corrélé dans l'espace et dans le temps. Middelkoop et al. [Middelkoop 1991] ont présenté un classificateur de la connaissance utilisant les données de la couverture terrestre par rapport aux années précédentes. La méthode est adaptée pour la classification d'utilisation des terres sur la base de la fusion d'images obtenues par télédétection de la même scène capturée à des dates différentes et à partir de sources multiples [Hall 1997]. Solberg et al. [Solberg 1994] ont également présenté un cadre pour la fusion des données de télédétections basées sur une formulation bayésienne. D'autres approches ont proposé d'intégrer aussi des données auxiliaires issues par exemple d'un SIG [Richards 1982], [Franklin 1989], [Aas 1997].

En outre, une approche de la détection des changements au niveau décision en utilisant la théorie d'évidence est donnée dans [Hégarat-Mascle 2004].

Jusqu'à présent, la combinaison des classificateurs a été une mesure efficace, qui intègre également les résultats de fusion de différents classificateurs [Chitoub 2004] de base pour renforcer l'interprétation commune.

Le traitement d'images par la fusion a commencé presque en même temps que les travaux portant sur la fusion de données. Les premiers essais de fusion d'images ont été réalisés à partir d'images satellitaires et aériennes, En fait, la classification des images est indissociablement attachée à l'histoire du traitement de l'image. Elle consiste à déterminer les classes par un apprentissage qui peut être effectué soit sur chaque scène traitée, soit pour chaque type d'application (agriculture, forêt, littoral, géologie, ...) ou encore à chaque type de capteur utilisé (optique : Landsat, Spot, Ikonos, Noaa, ou Radar : ERS, JERS1, Radarsat'). Cette étape d'apprentissage influence fortement les résultats de la classification [Ducrot 2005].

Dans le cas où plusieurs types d'images de la même scène sont prises soit par différents capteurs ou par le même capteur mais à différents moments, la meilleure façon de classifier une scène sera d'utiliser un système de fusion d'informations.

La théorie de l'évidence (DST) est appliquée dans des domaines divers [Lefevre 2001] comme la classification (par la fusion multi-capteurs, la fusion de classificateurs), la détection des changements (par la fusion multidates), la reconnaissance des formes, la surveillance de l'environnement et le traitement d'image.

Outre que la DSmT soit une récente généralisation de la DST, elle constitue un bon cadre mathématique pour les applications de prédictions à court et moyen terme tels que la couverture du sol, le développement urbain, les risques naturels, etc.

3.4 Application de la fusion basée sur DST et DSmT

3.4.1 Classification basée sur DST et DSmT

L'imagerie aérienne et satellitaire est le premier domaine où les méthodes de fusion d'images ont été mises en place. Les premières applications furent militaires [Waltz 1986]. Elles ont été étudiées par le groupe de travail sur la fusion de données du Joint Directors of Laboratories (JDL), du département de la défense des États Unis [Bloch 2003].

La fusion basée sur la théorie de Dempster-Shafer (DST) a souvent été abordée en traitement d'images [Lemeret 2004], elle a été utilisée pour de multiples applications aussi bien en imagerie médicale [Chen 1993] [Bloch 1996b], qu'en imagerie satellitaire [Sitraka 2009], [Lee 1987], [Zahzah 1992], [Kim 1995], [Hégart-Mascle 1997] avec l'objectif de segmenter les images optiques [Vasseur 1999] ou de détecter des mines [Milisavjevic 2003] pour des images radar ou de reconnaître des navires pour des images SAR (Synthetic Aperture Radar, ou Radar à synthèse d'ouverture) [Jousselme 2003].

A des fins de cartographie des terres, la classification du couvert qui est souvent incertaine, incomplète et imprécise, a fait l'objet de nombreuses études dans le cadre de cette théorie [Peddle 1995], [Cohen 2005], [Comber 2004], [Wanxiao 2007], [Lefevre 1999].

Par contre, la DST a rarement été utilisée pour la cartographie forestière. Khedam et al. [Khedam 2006b] ont utilisé avec succès celle-ci pour améliorer la qualité d'une carte de la couverture des terres en utilisant Landsat 7 ETM +, par rapport à un classificateur bayésien basé sur un algorithme du maximum de vraisemblance (MLA). Pour compléter ces méthodes de fusion/classification fondées sur la DST [Khedam 2006b], Khedam et al. ont envisagé et entamé un travail concernant l'introduction de la contrainte du contexte spatial dans le processus de classification évidentiel [Khedam 2008]. Cette question a été discutée dans plusieurs travaux [Bracker 1996], [Bendjebbour 2001], [Hégart-Mascle 1997], qui proposent, pour la plus part, le recours à la modélisation Markovienne [Bendjebbour 1997]. En effet, par analogie avec la règle de maximum a posteriori (MAP), l'information spatiale peut être considérée comme étant une nouvelle source d'information « virtuelle » qui sera combinée à l'information spectrale via la règle de fusion de Dempster. Un autre problème abordé par le même auteur consiste à établir un lien entre les

bornes inférieures et supérieures des densités de probabilités des classes, estimées par l'approche intervalle [Bracker 1996], et les fonctions de croyance issues de la DST. L'établissement de ce lien, a permis d'aboutir à des classifications constituées de classes simples uniquement, ce qui facilitera l'évaluation quantitative de ces résultats en utilisant les matrices de confusion, et ainsi, pouvoir procéder à une comparaison objective avec les résultats de la classification bayésienne. Également, Al Momani et al. [Almomani 2007] ont utilisé la DST pour améliorer une carte du couvert végétal par la fusion des images Landsat TM avec un modèle numérique d'élévation. De même, Laha et al. [Laha 2006] ont fusionné les bandes spectrales du Landsat TM pour la cartographie du couvert végétal.

Dans ce contexte de cartographie forestière, B. Mora [Mora 1012] a testé la capacité de la DST pour cartographier la forêt de feuillus matures dans le sud du Québec, et a évalué ainsi l'exactitude et l'accessibilité de cette approche et sa pertinence pour la cartographie à grande échelle. La DST a été appliquée aussi à une résolution géométrique élevée, les images HRG-SPOT-5 sont combinées avec des informations auxiliaires décrivant les paramètres biophysiques de la zone d'étude. Également, Lee et al. [Lee 1987] ont comparé l'approche mentionnée ci-dessus avec une approche statistique et ont montré que l'approche basée sur la DST donne de meilleurs résultats. Dans l'ensemble, de nombreuses études ont démontré que l'utilisation de la DST conduit à des améliorations par rapport aux méthodes traditionnelles de cartographie.

D'autres applications de la fusion d'images par la théorie de l'évidence ont vu récemment le jour du fait du développement des techniques d'imagerie par satellite et par avion. Ces images sont souvent hyperspectrales, *i.e.* que le satellite est capable de fournir des images de la même zone géographique, mais acquises dans des conditions différentes avec des capteurs différents à des dates différentes. Les applications de la fusion en imagerie satellitaire et aérienne comme fusion multispéctrale [Bracker 1996], [Denoeux 1997], [Denoeux 1997], [Bouakache 2005], [Khedam 2006a], la fusion multicapteur [Naceur 2002] et aussi la fusion multi-échelle [Hégart-Mascle 2003] et multidates [Bouakache 2009] permettent d'automatiser un certain nombre de tâches en climatologie, en prédiction des récoltes, etc. [Garguet-Duport 1994], [Bracker 1995].

Cependant, Il existe des classifieurs fondés sur la théorie de Dempster-Shafer (DST), nommés classifieurs crédibilistes. Denoeux [Denoeux 1995] propose ainsi un modèle de fonctions de masse définissant un classifieur k-plus proches voisins (K-NN) crédibiliste. Également Laanaya et al. [Laanaya 2006] ont utilisé les machines à vecteurs de support (SVM) afin de faire de la régression sur les fonctions de croyance, cette méthode a été utilisée et testée pour la classification dans Laanaya et al. [Laanaya 2007]. La DST a été utilisée aussi pour la fusion des images satellitaires dans le cadre markovien [Bendjebbour 2001], [Solberg 1996].

Bien que la théorie d'évidence ait été utilisée avec succès dans une variété d'applications de classification du couvert, sa capacité à la fusion des données multi-sources pour la classification de couverture terrestre est toujours à vérifier.

Contrairement aux méthodes mentionnées ci-dessus, et bien que la théorie du

raisonnement plausible et paradoxal DSmT soit nouvelle et récente, elle a été appliquée en fusion multitemporelle pour la prédiction à court terme de la couverture hivernale des sols [Corgne 2003] [Corgne 2004], [Basse 2006] et récemment pour la fusion et la classification multi-modalités [Anne-Laure 2008], multispéctrale [Bouakache 2005], [Khedam 2008] et multidates [Bouakache 2009].

3.4.2 Utilisation de DST et DSmT pour la détection des changements

En général, La détection des changements est le processus d'identification des différences dans l'état d'un objet ou un phénomène en l'observant à des moments différents [Rottensteiner 2004].

En télédétection, la détection de changements est définie comme étant la procédure de l'analyse quantitative et l'identification des changements survenus sur la surface de la terre à partir des imageries de télédétection acquises à des moments différents [Huang 2009]. Elle offre, à partir de l'imagerie multi-date, une analyse quantitative de la répartition spatiale des phénomènes temporels [Ruvimbo 2009]. Elle peut être appliquée dans divers et importants domaines, allant de la surveillance à distance jusqu'au développement urbain [Jiang 2011], en passant bien sûr par la cartographie, la navigation, les enquêtes agricoles [Bruzzone 1997], [Hégarat-Mascle 2006a], la surveillance des forêts [Hame 1998], le suivi et la gestion des ressources naturelles, l'hydrologie, la météorologie, la modélisation climatique [Hégarat-Mascle 2006b], etc.

Dans la littérature, plusieurs études ont été orientées vers des approches de fusion de données issues de divers capteurs de télédétection. Ces sources comprennent les images provenant de capteurs multiples avec des résolutions différentes ou identiques (spatiale, spectrale), en même dates ou à des dates différentes.

Bien qu'un nombre très élevé de méthodes et d'indices de changement aient été proposés [Mas 1999], [Coppin 2002] aucun d'eux n'est suffisamment universel pour supplanter tous les autres [Hégarat-Mascle 2004]. Pour améliorer la détection de changement fondée sur l'utilisation d'un seul indice de changement (mono-indice), Hégarat-Mascle a développé une méthode [Hégarat-Mascle 2004] qui fusionne différents indices calculés à partir de l'imagerie multi-temporelle. Cette méthode a ensuite été utilisée dans différentes applications avec des images SPOT HRV, tels que l'exploitation forestière dans les forêts, ou les champs de la couverture végétale dans les zones d'agriculture intensive en hiver [Hégarat-Mascle 2006b]. Cette fusion était effectuée dans le cadre de la théorie de l'évidence de Dempster-Shafer et la théorie DSmT, qui est particulièrement adaptée à la représentation de l'imprécision et de l'ignorance à la frontière de classe (pas de changement/changement) [Hégarat-Mascle 2004]. Également dans [Hyde 2006] les auteurs intègrent l'information structurelle de LiDAR, Radar (SAR/InSAR) et les images optiques (Landsat ETM + et Quickbird) pour améliorer la cartographie de la structure forestière. Ils ont montré que l'intégration des données ETM + améliore considérablement des estimations à partir des données LiDAR et que les contributions des données Radar

et Quickbird sont marginales.

Dans le cas de détection des changements dans les zones urbaines, il existe de nombreux travaux utilisant des techniques diverses et destinés à des applications différentes. Dans [Madhavan 2005], la détection des modifications des bâtiments est effectuée automatiquement par la fusion d'informations provenant des données aéroportées multi-spectrales, multi-résolution et multi-temporelles à haute résolution. La détection des informations de modification d'images SAR est réalisée dans [Cao 2008] en utilisant l'algorithme amélioré DST pour fusionner deux fonctions différentes. Des approches similaires basées sur la fusion pour détecter des bâtiments à forte densité de zones bâties urbaines sont présentées dans [Rottensteiner 2005] avec des images multi-spectrales et des données d'impulsion du scanner laser, dans [Huang 2009] avec des mesures multi-similarité et dans [Yuanyong 2009] avec les caractéristiques de l'évolution des différentes échelles (au niveau du pixel et au niveau du contexte).

Ces dernières années, une large gamme de méthodes de détection des changements ont été proposées pour analyser une série d'images (avec toutes les images à la même résolution spatiale) [Robin 2010], [ElHajj 2009], [Du 2012]. Lefeber [Lefebvre 2011] a développé une méthode de classification orientée objet basée sur l'analyse d'ondelettes et la théorie des évidences de Dempster-Shafer, La méthode a été appliquée sur des images à très haute résolution spatiale afin de caractériser et de quantifier des changements d'occupation du sol en milieu périurbain.

3.4.3 Application de DSmT pour la prédiction d'occupation du sol

La théorie de Dempster-Shafer (DST) est fréquemment utilisée pour mettre en évidence des changements d'occupation et d'utilisation des sols à partir d'images satellitaires, de photographies aériennes et d'autres types de données [Leduc 2001].

La théorie de Dezert-Smarandache (DSmT) [Smarandache 2004], [Smarandache 2006], [Smarandache 2009], qui peut être considérée comme une généralisation de la théorie de Demspter-Shafer, a été développée pour s'affranchir de limites inhérentes à la DST [Smarandache 2004] et spécifiquement pour gérer les problèmes de fusion de données issues de sources d'évidence fortement conflictuelles, voire paradoxales.

Plusieurs études définissent l'estimation de la couverture du sol et les techniques de surveillance de la couverture terrestre menées par l'utilisation de la DST et la DSmT.

Avant 2004, la DST n'a jamais encore été utilisée pour prédire l'utilisation future des sols. Ce type d'application est donc envisagé dans le cadre de travail de Corgne [Corgne 2004] avec l'objectif précis de répondre à la question : Où les modifications de couverture des sols vont-elles probablement se produire l'hiver prochain. L'originalité de la démarche réside dans l'introduction d'une dimension temporelle dans la modélisation via l'introduction dans les sources d'information de l'historique de l'utilisation des terres dérivé d'une série d'images satellitaires. Alors, après avoir déterminé les dynamiques spatio-temporelles des changements passés, notamment

à partir d'une série multi-temporelle d'images de télédétection, et avoir défini les facteurs motivants les changements passés et à venir, une prédiction à court terme de la couverture hivernale des sols sera réalisée dans le cadre de la DST et la DSmT [Corgne 2004], [Samaali 2010].

Dans différentes recherches, les techniques de DST et DSmT sont utilisées dans le secteur de l'environnement dans différents thèmes. D'une part, on trouve des techniques qui s'intéressent à la cartographie du couvert végétal : Cayuela et al. [Cayuela 2006], Comber et al. [Comber 2004] se sont intéressera la fusion d'une carte du type de végétation extraits des images Landsat-7 ETM + avec l'altitude, la pente, et les cartes établis par les experts, pour cartographie le couvert végétal au sud du Mexique (une amélioration par rapport à un classificateur ML). Kallel et al. [Kallel 2008] ont proposé une méthodologie basée sur la fusion d'indice de végétation pour fournir une estimation précise de la fraction de végétation. Franklin et al. [Franklin 2002] ont fusionné l'image Landsat-5 TM avec les modèles d'élévation numérique (DEM) et de l'information d'inventaire forestier pour cartographier l'habitat du grizzli en Alberta, au Canada (une amélioration par rapport à un classificateur ML).

D'autre part, il y'en a ceux qui s'intéressent au secteur forestier : Varma et al. [Varma 2000] ont présenté le cadre théorique qui permet d'estimer le niveau de durabilité de la gestion forestière et le suivi des stratégies d'utilisation des terres en utilisant l'information spatiale tels que le type de forêt, l'âge, la santé, le statut de protection, le sol et l'état de protection de l'eau, et les fonctions socio-économiques. Ducey S. [Ducey 2001] a donné la définition de l'incertitude et de la décision dans la gestion forestière. Mora et al. [Mora 2010] ont établi un outil pratique pour estimer la carte de régénération naturelle des populations forestières (dans le sud du Québec, Canada), qui fusionne dans le cadre de la théorie de Dempster-Shafer (DST) et la théorie de Dezert-Smarandache (DSmT) des images SPOT-5 avec des informations topographiques. De plus Mora et al. [Mora 2010] ont appliqué la DST pour intégrer des images satellites de résolutions multiples (spatiale et spectrale), des informations topographiques, et les enregistrements historiques de troubles d'incendies pour l'estimation des espèces principales au cours d'une région d'étude.

Dans le secteur des risques naturels : Carranza et al. [Carranza 2006] ont montré que le modèle EBF (evidential belief functions) peut être utilisé pour la prédiction des zones qui peuvent être inondées par les lava volcaniques du Mont Pinatubo (Philippines). Ghosh et al. [Ghosh 2010] ont montré que le modèle de données axé sur l'EBF peut être utilisé pour la cartographie des zones exposées aux éboulements à Darjeeling Himalaya (Inde). Dans une approche différente, Park [Park 2011] a appliqué la méthode orientées données (data-driven) de modèle de Dempster-Shafer dans la zone Jangheung (Corée) et a conclu que celle-ci montre une meilleure capacité de prédiction que la régression logistique. Park [Park 2011] a également déclaré que plus de recherches doivent être effectuées sur l'application de l'EBF dans les études de cas approfondies. Récemment Dieu [Dieu 2012] a mené une étude pour évaluer et comparer les résultats de la théorie de l'évidence et des modèles de logique floue pour la prédiction spatiale des risques de glissements de terrains

dans la province de Hoa Binh du Vietnam, en utilisant les systèmes d'information géographiques. Dans le même cadre Bernetti et al. [Bernetti 2011] ont incorporé la théorie de Dempster-Shafer et des mesures floues pour élaborer un cadre pour évaluer et estimer le risque des dommages causés par le changement climatique dans les zones forestières.

Dans un tout autre cadre, cette théorie a également été introduite dans l'évaluation des incertitudes sur les changements climatiques [Raje 2010], [Lou 1997].

3.5 Conclusion

Grâce à cette synthèse bibliographique, les principales avancées, les besoins d'amélioration et les nouvelles perspectives dans chaque domaine sont mis en évidence, en permettant, ainsi, de situer les travaux effectués dans le cadre de cette thèse.

En ce qui concerne les applications de télédétections en utilisant la DST et la DSmT, l'efficacité de cette technique pour la classification, la détection des changements et la prédiction a été prouvée dans de nombreux travaux. Cependant, l'introduction de l'information contextuelle dans le processus de fusion basé sur la DST et la DSmT n'a pas encore été automatisée. Il s'avère donc nécessaire de proposer une technique permettant de prendre en compte l'aspect parcellaire dans la classification tel que les champs de Markov. En ce qui concerne les règles de décision de processus de fusion proposées dans la littérature, ils deviennent discutables dans le cas où les décisions prennent en compte les hypothèses composées, la difficulté rencontrée qui est liée principalement à l'incapacité de ces règles de décider sur les hypothèses composées et aussi de respecter la propriété d'influence du voisinage d'un point sur ce dernier. Des règles de décisions adaptatives particulières sont donc nécessaires pour contourner ce problème.

Chapitre 4

Fondements mathématiques de la théorie de Dezert-Smarandache (DSmT)

Sommaire

4.1 Introduction 31
4.2 Fondements de la DSmT 32
4.2.1 Cadre de raisonnement de DSmT 32
4.2.2 Fonction de masse 33
4.3 Modèle de la fusion d'information 34
4.3.1 Modèle de Shafer 35
4.3.2 Modèle libre 35
4.3.3 Modèle hybride 37
4.4 Règles de combinaison 39
4.4.1 Règle de combinaison classique (DSmC) 40
4.4.2 Règle de combinaison hybride (DSmH) 40
4.4.3 Règle de combinaison à redistribution proportionnelle (PCR) 40
4.5 Fonctions de croyance généralisées 41
4.5.1 Fonction de crédibilité généralisée 41
4.5.2 Fonction de plausibilité généralisée 42
4.5.3 Transformation Pignistique généralisée 42
4.6 Conclusion 45

4.1 Introduction

La théorie de Dezert-Smarandache (DSmT) a été conçue conjointement par Jean Dezert et Florentin Smarandache en fin 2001 [Dezert 2002], [Smarandache 2002]. Cette nouvelle théorie, appelée également théorie du raisonnement plausible et paradoxal, permet de représenter et combiner, au travers d'un formalisme mathématique rigoureux, des sources d'informations de nature à la fois incertaines, imprécises et spécialement lorsque les conflits (paradoxes) entre les sources deviennent importants, en particulier là où la règle de fusion de la DST devient inopérante. La DSmT offre de nouvelles règles de fusion permettant d'intégrer formellement les contraintes

d'intégrité du problème (quand elles existent) et de travailler avec n'importe quel type de modèle (modèle libre sans contrainte, modèle hybride ou modèle de Shafer).

L'idée de base de la DSmT repose ainsi sur la définition d'un $hyper-power-set$ (treillis de Dedekind) du cadre de discernement à partir duquel sont construits des jeux de masses, des fonctions de croyance, de plausibilité et probabilité pignistique.

Dans ce chapitre nous présentons les fondements de la DSmT. Nous introduisons et justifions la base du cadre DSmT par rapport à la théorie de Dempster-Shafer (DST), nous présentons les règles de combinaison DSmT et nous fournissons quelques exemples simples d'illustration et comparaisons avec d'autres règles disponibles dans la littérature sur la combinaison de l'information pour les problèmes de fusion. Enfin, nous donnons une revue des fonctions de croyance généralisées.

4.2 Fondements de la DSmT

4.2.1 Cadre de raisonnement de DSmT

Le cadre de raisonnement de DSmT est conçu collectivement par Jean Dezert et Florentin Smarandache [Dezert 2002], [Smarandache 2002]. Il constitue une nouvelle manière de représenter et fusionner les informations incertaines, imprécises et paradoxales. Il est défini comme étant en complémentarité avec le cadre de raisonnement de base (cadre de discernement) afin de l'étendre à l'ensemble d'$hyper-power-set$ D^{Θ}.

Avec le cadre de discernement $\Theta = \{H_1, H_2 \ldots, H_n\}$, le cadre de raisonnement de DST ou l'ensemble de puissance 2^{Θ} ne comprend que des unions de singletons, les singletons, l'ensemble vide, ainsi que l'union totale. Alors que l'ensemble d'$hyper-power-set$ comprend en plus les intersections et les unions d'intersections.

Le cadre de discernement ou cadre d'intérêt $\Theta = \{H_1, H_2 \ldots, H_n\}$ pour le problème traité est composé de n hypothèses exhaustives et non pas forcements exclusifs, dont l'une d'elles est susceptible d'être la solution du problème posé.

Le $hyper-power-set$, noté par D^{Θ} est défini [Smarandache 2004], [Smarandache 2006], [Smarandache 2009] par les règles 1, 2 et 3 ci-dessous sans hypothèse supplémentaire sur Θ, sauf l'exclusivité de ces éléments, dans le cadre de DSmT.

1. $\emptyset, H_1, H_2, ...H_n \in D^{\Theta}$
2. Si $X, Y \in D^{\Theta}$, Alors $X \cup Y \in D^{\Theta}$ et $X \cap Y \in D^{\Theta}$.
3. Il n'existe pas d'autres éléments appartenant à D^{Θ}, à l'exception de ceux obtenus en utilisant les règles 1 ou 2.

Exemple

Pour montrer la construction de D^{Θ}, nous donnons dans les exemples suivants les premiers $hyper-power-set$s pour des dimensions de Θ relativement faibles.

Pour le cas dégénéré ($n = 0$), ou $\Theta = \{\}$ (ensemble vide), $D^{\Theta} = \{\emptyset\}$ et $\left|D^{\Theta}\right| = 1$.

Pour $\Theta = \{H1\}$, $D^{\Theta} = \{\alpha_0 \hat{=} \emptyset,\ \alpha_1 \hat{=} H_1\}$ et $\left|D^{\Theta}\right| = 2$.

Pour $\Theta = \{H_1, H_2\}$, $D^\Theta = \{\alpha_0, \alpha_1, \alpha_2, \alpha_3, \alpha_4\}$ et $\left|D^\Theta\right| = 5$ avec $\alpha_0 \hat{=} \emptyset, \alpha_1 \hat{=} H_1 \cap H_2, \alpha_2 \hat{=} H_1, \alpha_3 \hat{=} H_2$ et $\alpha_4 \hat{=} H_1 \cup H_2$.

Pour $\Theta = \{H_1, H_2, H_3\}$, $D^\Theta = \{\alpha_0, \alpha_1, \alpha_2, \alpha_3, \alpha_4, \alpha_5\}$ et $\left|D^\Theta\right| = 19$ avec $\alpha_0 \hat{=} \emptyset, \alpha_1 \hat{=} H_1 \cap H_2 \cap H_3, \alpha_2 \hat{=} H_1 \cap H_2, \alpha_3 \hat{=} H_1 \cap H_3, \alpha_4 \hat{=} H_2 \cap H_3, \alpha_5 \hat{=} (H_1 \cup H_2) \cap H_3, \alpha_6 \hat{=} (H_1 \cup H_3) \cap H_2, \alpha_7 \hat{=} (H_2 \cup H_3) \cap H_1, \alpha_8 \hat{=} (H_1 \cap H_2) \cup (H_1 \cap H_3) \cup (H_2 \cap H_3), \alpha_9 \hat{=} H_1, \alpha_{10} \hat{=} H_2, \alpha_{11} \hat{=} H_3, \alpha_{12} \hat{=} (H_1 \cap H_2) \cup H_3, \alpha_{13} \hat{=} (H_1 \cap H_3) \cup H_2, \alpha_{14} \hat{=} (H_2 \cap H_3) \cup H_1, \alpha_{15} \hat{=} H_1 \cup H_2, \alpha_{16} \hat{=} H_1 \cap H_3, \alpha_{17} \hat{=} H_2 \cap H_3, \alpha_{18} \hat{=} H_1 \cup H_2 \cup H_3$

Notations

1. ***Forme générale d'une proposition*** : $p = x$ est $H_1 \vee H_2 \vee H_5$ avec $x \in D^\Theta$.
2. **Notation ensembliste** d'une proposition : p correspond à $A = (H_1 \cup H_2 \cup H_5) \subseteq D^\Theta$.
3. Opérateurs $\wedge, \vee, \neg$ et $\Rightarrow$ du calcul propositionnel remplacées par $\cap, \cup, C, \subseteq$.
4. Un **singleton** correspond à une hypothèse simple H_i.
5. Une **proposition** A est une hypothèse simple ou une disjonction/conjonction d'hypothèses.
6. Une proposition sera dite plus **spécifique** qu'une autre si elle est incluse dans celle-ci.

Cardinal du cadre de raisonnement DSmT

Le cardinal du cadre de raisonnement DSmT D^Θ s'accroît en fonction du cardinal du cadre de discernement Θ sur lequel il est basé. Dans [Weisstein 2007], on trouve un objet mathématique comparable qui est désigné d'Antichaine. Selon [Weisstein 2007], une antichaine est également désignée par système de Sperner dans la littérature mathématique plus ancienne [Djiknavorian 2008].

La cardinalité de l'*hyper − power − set* D^Θ pour $n \geq 1$ suit la séquence des numéros de Dedekind [Smarandache 2006], *i.e.* $1, 2, 5, 19, 167, 7580, 7828353, ...$ et l'expression analytique des nombres de Dedekind a été obtenue récemment par Tombak dans [Smarandache 2009], [Tombak 2001] (voir [Smarandache 2009], [Smarandache 2004] pour plus de détails sur la génération et l'ordonnancement de D^Θ).Voici une table de cette séquence de Dedekind en fonction du cardinal du cadre de discernement Θ [Djiknavorian 2008].

TABLE 4.1 – Séquence de Dedekind

Cardinal de Θ	0	1	2	3	4	5	6	7	8
Cardinal de D^Θ	1	2	5	19	167	7580	7828353	$241 * 10^{10}$	$561 * 10^{20}$

4.2.2 Fonction de masse

L'idée centrale du processus d'allocation de masse est d'allouer une mesure entre 0 et 1 afin d'indiquer le degré de croyance sur un ensemble d'évènements ou d'hypothèses [Smarandache 2004]. Cette mesure peut avoir une interprétation subjective

ou objective [Smarandache 2004], [Smarandache 2009]. Ici, nous traitons les données exprimées sous forme de mesure de probabilités connues avec imprécision. Si nous considérons un ensemble de n éléments exhaustifs et non forcement exclusifs appelé le cadre de discernement, symbolisé par : $\Theta = \{H_1, H_2, \ldots, H_n\}$, Θ définit l'espace de raisonnement de base où chaque proposition H_i peut supporter l'information provenant d'une ou plusieurs sources. Les sources d'information peuvent distribuer des masses sur les sous-ensembles du cadre de discernement : $A_i \in D^\Theta$.

La fonction de masse d'un ensemble peut être vue comme étant le niveau de croyance, de confiance, accordé à cet ensemble en particulier.

Une source d'information assigne une masse de croyance sur les hypothèses A_i de D^Θ pour lesquelles elle dispose d'une information directe, *i.e.* qu'elle n'attribue de masse de croyance à aucun sous-ensemble des A_i [Smarandache 2004], [Smarandache 2009], [Martin 2005b] :

$$0 \leq m(A_i) \leq 1 \tag{4.1}$$

La modélisation issue de cette fonction appelé jeu de masse généralisé de croyance (gbba) $m(.)$ défini par

$$m : D^\Theta \rightarrow [0, 1] \tag{4.2}$$

Tels que :

$$m(\emptyset) = 0 \tag{4.3}$$

Et

$$\sum_{A_i \in D^\Theta} m(A_i) = 1 \tag{4.4}$$

Propriétés

1. $A \in D^\Theta$ **est un élément focal** $\Leftrightarrow m_\Theta(A) \neq 0$.
2. L'ensemble des éléments focaux constitue le **noyau**

$$N_\Theta = \left\{A \in D^\Theta | m(A) > 0\right\}$$

3. La quantité $m(A)$ est appelée masse élémentaire de croyance généralisée (gbba) en A. Le jeu de masse $m(.)$ autorise alors, contrairement au jeu de masse classiquement défini avec la DST, la pondération des informations paradoxales. Le rôle voulu à $\emptyset$ est de formaliser le fait que toutes les hypothèses ne soient pas connues. Dans ce cas, $m(\emptyset) \neq 0$ matérialisera cette considération [Smarandache 2004], [Smarandache 2009], [Martin 2005b].

4.3 Modèle de la fusion d'information

L'idée de base de DSmT [Smarandache 2004], [Smarandache 2009], [Smarandache 2006] est de considérer tous les éléments de Θ non précisément définis et non nécessairement exclusifs, de telle sorte qu'aucun raffinement Θ^{raf} de Θ ne puisse être construit, quelques contraintes d'intégrité sont connues, et peuvent

être incluses dans le cadre de modèle DSmT. Le modèle de shafer [Shafer 1976] assume que Θ soit strictement exclusif et paraître comme un cas particulier de modèle hybride de DSmT.

4.3.1 Modèle de Shafer

Le modèle de Shafer est un modèle où tous les singletons doivent être exclusifs et distincts. Il correspond à l'ensemble de puissance 2^{Θ}. Il s'agit donc du modèle où seules les combinaisons de singletons avec l'opérateur disjonctif sont considérées, toutes conjonctions étant exclues.

4.3.2 Modèle libre

Dans le modèle libre, par opposition au modèle de Shafer, on considère cette fois comme étant possible que les objets soient flous, vagues, imprécis, et donc, non exclusifs et distincts. Cela signifie que les conjonctions sont également possibles et on se retrouve avec un modèle qui correspond à l'ensemble d'$hyper-power-set$ D^{Θ} au complet, sans aucune contrainte. Ainsi, toutes combinaisons des singletons par des unions et/ou des intersections sont possibles dans le cadre de ce modèle.

Il est facile de calculer la taille mémoire nécessaire au stockage des éléments de D^{Θ} en fonction de la cardinalité n de Θ.

En effet, puisque chaque élément de D^{Θ} peut être représenté par un mot binaire de $2^n - 1$ bits, la taille mémoire nécessaire au stockage de D^{Θ}, est alors donnée dans la dernière colonne de la table 4.2 qui montre l'extrême difficulté pour nos calculateurs actuels à pouvoir stocker D^{Θ} pour des dimensions $n > 6$.

TABLE 4.2 – Cardinal et mémoire de stockage nécessaire pour $hyper-power-set$

Card(Θ)	**Taille (θ_i)**	**Card(D^{Θ})**	**Mémoire de stockage (D^{Θ})**
2	1 byte	4	4 byte
3	1 byte	19	19 byte
4	2 byte	166	0.32 Kb
5	4 byte	7569	$\approx 30Kb$
6	8 byte	7828352	$\approx 59Mb$
7	16 byte	2414682040996	$\approx 3.6 \times 10^4 Gb$
8	32 byte	$\approx 5.6 \times 10^{11}$	$\approx 1.7 \times 10^{15} Gb$

Pour illustrer les différents éléments constituant l'$hyper-power-set$ D^{Θ}, on utilise un outil graphique appelé diagramme de Venn [Smarandache 2004]. Ce diagramme permet de représenter la nature pure des éléments simples, la nature paradoxale des éléments d'intersection et la nature d'ignorance des éléments d'union [Djiknavorian 2008].

Exemple

Soit D_N la matrice génératrice (la matrice binaire de Dedekind) de l'$hyper-power-set$ D^{Θ}, u_N base de codification propre de Smarandache et d_N vecteur des

éléments de D^{Θ}.

Considérons un cadre de discernement qui contient trois classes, le cardinal de l'*hyper − power − set* donné par Dedekind [Smarandache 2004] est égal à 19 éléments qui sont :

$$D^{\Theta} = \left\{ \begin{array}{l} \theta_1, \theta_2, \theta_3, \theta_1 \cup \theta_2, \theta_1 \cup \theta_3, \theta_2 \cup \theta_3, \theta_1 \cap \theta_2, \theta_1 \cap \theta_3, \theta_2 \cap \theta_3, \theta_1 \cup \theta_2 \cup \theta_3, \\ \theta_1 \cap \theta_2 \cap \theta_3, (\theta_1 \cup \theta_2) \cap \theta_3, (\theta_1 \cup \theta_3) \cap \theta_2, (\theta_2 \cup \theta_3) \cap \theta_1, (\theta_1 \cap \theta_2) \cup \theta_3, \\ (\theta_1 \cap \theta_3) \cup \theta_2, (\theta_2 \cap \theta_3) \cup \theta_1, [(\theta_1 \cap \theta_2) \cup \theta_3] \cap (\theta_1 \cup \theta_2) \end{array} \right\} \tag{4.5}$$

Le diagramme de Venn correspondant au modèle libre $M^f(\Theta)$ est représenté par la figure 4.1. Le vecteur des éléments de l'ensemble D^{Θ} est obtenu par le produit

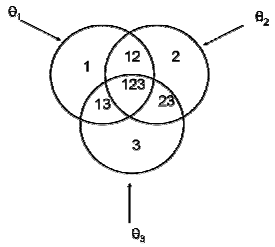


FIGURE 4.1 – Diagramme de Venn pour $M^f(\Theta)$ (Modèle libre de DSmT)

matriciel entre la matrice binaire de Dedekind et la base de codification de Smarandache. Ce vecteur est représenté par l'équation suivante : $d_N = D_N \cdot u_N$.

$$\begin{bmatrix} \alpha_0 \\ \alpha_1 \\ \alpha_2 \\ \alpha_3 \\ \alpha_4 \\ \alpha_5 \\ \alpha_6 \\ \alpha_7 \\ \alpha_8 \\ \alpha_9 \\ \alpha_{10} \\ \alpha_{11} \\ \alpha_{12} \\ \alpha_{13} \\ \alpha_{14} \\ \alpha_{15} \\ \alpha_{16} \\ \alpha_{17} \\ \alpha_{18} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 1 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 1 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 1 & 1 \\ 0 & 0 & 0 & 1 & 1 & 1 & 1 \\ 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 1 \\ 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 1 & 1 \\ 0 & 0 & 1 & 0 & 1 & 0 & 1 \\ 0 & 0 & 1 & 0 & 1 & 1 & 1 \\ 0 & 0 & 1 & 1 & 1 & 1 & 1 \\ 0 & 1 & 1 & 0 & 0 & 1 & 1 \\ 0 & 1 & 1 & 0 & 1 & 1 & 1 \\ 0 & 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 1 \\ 1 & 0 & 1 & 0 & 1 & 0 & 1 \\ 1 & 0 & 1 & 0 & 1 & 1 & 1 \\ 1 & 0 & 1 & 1 & 1 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 1 & 0 & 1 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \prec 1 \succ \\ \prec 2 \succ \\ \prec 12 \succ \\ \prec 3 \succ \\ \prec 13 \succ \\ \prec 23 \succ \\ \prec 123 \succ \end{bmatrix} \tag{4.6}$$

L'ordonnancement des éléments de l'*hyper − power − set* suivant la codification de

Smarandache est répertorié commet suit (Table 4.3).

TABLE 4.3 – Ordonnancement des éléments de $hyper-power-set$ dans le modèle libre

Eléments α_i de D^Θ	
$\alpha_0 = \emptyset$	$\alpha_2 = \theta_2 \cap \theta_3$
$\alpha_{14} = \theta_1$	$\alpha_{18} = \theta_1 \cup \theta_2 \cup \theta_3$
$\alpha_{11} = \theta_2$	$\alpha_1 = \theta_1 \cap \theta_2 \cap \theta_3$
$\alpha_5 = \theta_3$	$\alpha_4 = (\theta_1 \cup \theta_2) \cap \theta_3$
$\alpha_{17} = \theta_1 \cup \theta_2$	$\alpha_7 = (\theta_1 \cup \theta_3) \cap \theta_2$
$\alpha_{16} = \theta_1 \cup \theta_3$	$\alpha_8 = (\theta_2 \cup \theta_3) \cap \theta_1$
$\alpha_{13} = \theta_2 \cup \theta_3$	$\alpha_{10} = (\theta_1 \cap \ theta_2) \cup \theta_3$
$\alpha_6 = \theta_1 \cap \theta_2$	$\alpha_{12} = (\theta_1 \cap \theta_3) \cup \theta_2$
$\alpha_3 = \theta_1 \cap \theta_3$	$\alpha_{15}\,(\theta_2 \cap \theta_3) \cup \theta_1$
$\alpha_9 = [(\theta_1 \cap \theta_2) \cup \theta_3] \cap (\theta_1 \cup \theta_2)$	

Où $< i >$ représente les parties raffinées qui appartiennent à θ_i uniquement et $< ij >$ représente les parties raffinées qui appartiennent à θ_i et θ_j uniquement, etc. Ces différentes parties sont les éléments de la codification de Smarandache.

D'après le diagramme de Venn, on remarque que la classe θ_1 n'est pas représentée seulement par l'élément $< 1 >$ mais par l'union des éléments raffinés $< 1 >, < 12 >, < 13 >, < 123 >$.

L'élément $< 23 >$ ne représente pas seulement l'intersection entre les classes θ_2 et θ_3 , *i.e.* $< 23 > \neq \theta_2 \cap \theta_3$ car $\theta_2 \cap \theta_3 = < 23 >, < 123 >$.

4.3.3 Modèle hybride

En fonction des natures intrinsèques des éléments du problème de fusion étudié, le modèle libre devient inopérant dans plusieurs problèmes de fusions réels. Donc, si on dispose des connaissances sur le problème de fusion en question, ou si on connait la nature exacte de l'un des éléments du cadre de discernement, certains éléments du cadre de discernement Θ peuvent apparaître inévitablement exclusifs et raffinés. Les contraintes d'intégrité seront alors explicitement et formellement introduites dans le modèle DSmT libre afin de l'adapter à la réalité et permet de construire un modèle hybride dans lequel les combinaisons sont performantes.

Soit D_N la matrice génératrice de l'$hyper-power-set$ D^Θ, u_N la base de codification propre de Smarandache, d_N le vecteur des éléments de D^Θ, d'_N est le vecteur des éléments non vides de D^Θ, u'_N est le vecteur de codification de Smarandache réduit associe au modèle hybride $M^{'}$ et D'_N est une matrice binaire simplifiée associée à $M^{'}$.

Si on impose une contrainte qu'un ensemble B de D^Θ est vide (*i.e.* nous choisissons un modèle hybride DSmT), on élimine dans la matrice D_N les colonnes correspondantes aux parties qui composent B, la ligne de B et les lignes de tous

les éléments de D^{Θ} qui sont des sous ensembles de B, on obtient une nouvelle matrice $D_N^{'}$ représentant un nouveau modèle hybride $M^{'}$. On élimine également dans la base u_N les parties qui forment B, ainsi la dimension de cette base devient $2^N - 1 - C_M(B)$.

$C_M(B)$ Indique la cardinalité de B dans le cadre de modèle hybride de DSmT

Tout élément α_i de $D_N^{'}$ peut être obtenu par résolution d'un système d'équations linéaires simples : $d'_N = D_N^{'} \cdot u'_N$.

Exemple

Pour un cadre de décernement contenant trois classes $\Theta = \{\theta_1, \theta_2, \theta_3\}$. Si on introduit comme contrainte $\theta_1 \cap \theta_2 = \emptyset$, le diagramme de Venn qui correspond au modèle hybride résultant est présenté par : On intègre une ou plusieurs contraintes

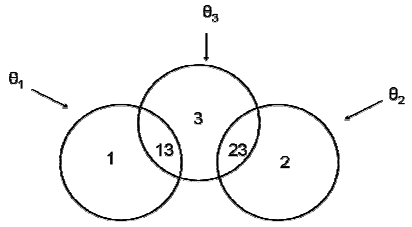


FIGURE 4.2 – Diagramme de Venn pour $M^{'}(\Theta)$ (Modèle hybride de DSm)

sur quelques éléments de l'$hyper-power-set$ D^{Θ} en forçant ces éléments à être vides dans le nouveau modèle hybride $M(\Theta)$.

Dans cet exemple, on considère la contrainte d'exclusivité suivante $\alpha_6 = \theta_1 \cap \theta_2 = \emptyset$, cette contrainte implique que $\alpha_1 = \theta_1 \cap \theta_2 \cap \theta_3 = \emptyset$ car $\alpha_6 \subset \alpha_1$.

TABLE 4.4 – Ordonnancement des éléments de l'$hyper-power-set$ dans le modèle hybride

Eléments α_i de D^{Θ}	
$\alpha_0 = \Phi$	$\alpha_{10} = \theta_2$
$\alpha_1 = \theta_1 \cap \theta_2 \cap \theta_3 = \emptyset$	$\alpha_{11} = \theta_3$
$\alpha_2 = \theta_1 \cap \theta_2 = \emptyset$	$\alpha_{12} = (\theta_1 \cap \theta_2) \cup \theta_3 = \alpha_{11}$
$\alpha_3 = \theta_1 \cap \theta_3$	$\alpha_{13} = (\theta_1 \cap \theta_3) \cup \theta_2$
$\alpha_4 = \theta_2 \cap \theta_3$	$\alpha_{14} = (\theta_2 \cap \theta_3) \cup \theta_1$
$\alpha_5 = (\theta_1 \cup \theta_2) \cap \theta_3$	$\alpha_{15} = \theta_1 \cup \theta_2$
$\alpha_6 = (\theta_1 \cup \theta_3) \cap \theta_2 = \alpha_4$	$\alpha_{16} = \theta_1 \cup \theta_3$
$\alpha_7 = (\theta_2 \cup \theta_3) \cap \theta_1 = \alpha_3$	$\alpha_{17} = \theta_2 \cup \theta_3$
$\alpha_8 = (\theta_1 \cap \theta_2) \cup (\theta_1 \cap \theta_3) \cup (\theta_2 \cap \theta_3) = \alpha_5$	$\alpha_{18} = \theta_1 \cup \theta_2 \cup \theta_3$
$\alpha_9 = \theta_1$	

On conclut que le vecteur des éléments non vides de l'ensemble D^{Θ} est représenté par l'équation suivante : $d'_N = D'_N \cdot u'_N$ (figure 4.2).

$$\begin{bmatrix} \alpha_0 \\ \alpha_1 \\ \alpha_2 \\ \alpha_3 \\ \alpha_4 \\ \alpha_5 \\ \alpha_6 \\ \alpha_7 \\ \alpha_8 \\ \alpha_9 \\ \alpha_{10} \\ \alpha_{11} \\ \alpha_{12} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \\ 0 & 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 & 1 \\ 0 & 0 & 1 & 1 & 1 \\ 0 & 1 & 0 & 0 & 1 \\ 0 & 1 & 0 & 1 & 1 \\ 0 & 1 & 1 & 1 & 1 \\ 1 & 0 & 0 & 1 & 0 \\ 1 & 0 & 0 & 1 & 1 \\ 1 & 0 & 1 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 0 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 1 & 1 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \prec 1 \succ \\ \prec 2 \succ \\ \prec 3 \succ \\ \prec 13 \succ \\ \prec 23 \succ \end{bmatrix} \tag{4.7}$$

4.4 Règles de combinaison

Les masses provenant des sources doivent être combinées suivant une règle de combinaison des masses pour avoir une nouvelle répartition des masses sur les éléments du cadre de décernement afin de mieux favoriser un élément sur d'autres.

Dans le cadre de DSmT, il y a plusieurs règles de combinaison, citons par exemple : règles de combinaisons Smets, règle de Dempster-Shafer normalisé, règle de Yager, règle PCR avec toutes ses versions, règle de Dubois et Prade, règle de Martin et Osswald, règle DPCR, MDPCR, règle DSmH, règle DSmC, etc.

Dans cette section nous détaillons trois règles qui sont les plus utilisées : la règle DSmC, la règle DSmH et la règle PCR5.

4.4.1 Règle de combinaison classique (DSmC)

La règle de Dezert Smarandache appelée aussi la règle de DSmT classique (DSmC), présente aussi les propriétés de commutativité et d'associativité. La règle de combinaison classique de la DSmT permet une combinaison équivalente à la DST mais fonctionnant sous l'environnement D^{Θ}. Cette règle est donnée par l'expression suivante [Smarandache 2004], [Smarandache 2006], [Smarandache 2009] :

$$m(C) = \sum_{A \cap B = C} m_1(A) m_2(B); A, B \in D^{\Theta}, \forall C \in D^{\Theta} \tag{4.8}$$

4.4.2 Règle de combinaison hybride (DSmH)

La règle hybride de Dezert-Smarandache (DSmH)[Smarandache 2004], [Smarandache 2006], [Smarandache 2009] associée à la DSmT est une alternative aux règles de combinaison classiques. En effet, La règle de combinaison

hybride de la DSmT permet la gestion et le fonctionnement malgré divers types de contraintes, ce que la version classique n'est pas en mesure de faire.

La règle générale de combinaison de DSmH est définie comme suit :

$$m_{M(\Theta)}(A) = \phi(A)\left[S_1(A) + S_2(A) + S_3(A)\right], \quad \forall A \in D^\Theta \tag{4.9}$$

$$S_1(A) = \sum_{X_1 \cap X_2 = A} m_1(X_1) m_2(X_2), \quad \forall X_1, X_2 \in D^\Theta \tag{4.10}$$

$$S_2(A) = \sum_{[(\mu(X_1)\cap\mu(X_2))=A]\vee[((\mu(X_1)\cap\mu(X_2))\in\phi)\wedge(A=I_t)]} m_1(X_1) m_2(X_2), \quad \forall X_1, X_2 \in \phi \tag{4.11}$$

$$S_3(A) = \sum_{X_1 \cup X_2 = A} m_1(X_1) m_2(X_2), \quad \forall X_1, X_2 \in D^\Theta \ \ et \ \ \forall X_1, X_2 \in \phi \tag{4.12}$$

La fonction $\phi(A)$ de l'équation 4.9 est une fonction binaire égale à zéro pour les ensembles A vides ou impossibles, autrement elle vaut l'unité. Dans l'équation 4.11, $\mu(X)$ représente l'union de tous les objets de l'ensemble X. L'équation 4.12 indique que la masse est attribuée à l'union de tous les objets des ensembles X_1 et X_2, si l'intersection est une contrainte. Quant à l'équation 4.11, elle indique que si l'union des objets est aussi une contrainte, alors la masse est soit assignée à l'union de tous les singletons qui forment les objets, soit à l'ignorance totale It.

La DSmH telle que présentée par les équations 4.9 et 4.12 n'est valable que dans les situations impliquant deux sources. Dans la situation où l'on a k sources à combiner, la formule est donnée dans [Smarandache 2006].

4.4.3 Règle de combinaison à redistribution proportionnelle (PCR)

La famille de règles de combinaison à Redistribution Proportionnelle du Conflit (PCR) [Smarandache 2006] opère dans l'optique d'une répartition proportionnelle du conflit partiel aux éléments focaux impliqués dans la génération du conflit ou de l'élément contraint. Le principe consiste à redistribuer chaque conflit (partiel ou total) sur les éléments qui sont réellement impliqués dans ce conflit et proportionnellement aux jeux de masse correspondants à chaque source générant ce conflit.

Seulement la 5ème version de la famille de règles PCR est explorée dans la suite, car elle est l'une des alternatives les plus efficaces aussi bien à la règle de Dempster dans le cadre de la DST qu'aux règles développées dans le cadre de la DSmT et celle qui donne les meilleurs résultats selon diverses études [Smarandache 2006], [Osswald 2005].

La PCR5 est décrite comme suit :

1. Calcul de résultat de la règle conjonctive de jeux de masse.
2. Calcul de conflit total ou partiel des masses
3. Redistribution de cette masse conflictuelle, totalement ou partiellement proportionnellement aux ensembles à masse non nulle impliqués dans le conflit.

La formule de PCR5 pour la combinaison de deux sources (s=2) est donnée par :

$$m_{PCR5}(\emptyset) = 0 \tag{4.13}$$

$$m_{PCR5}(X) = m_{12}(X) + \sum_{\substack{Y \in D^{\Theta} \setminus \{X\} \\ X \cap Y = \emptyset}} \frac{m_1(X)^2 m_2(Y)}{m_1(X) + m_2(Y)} + \frac{m_2(X)^2 m_1(Y)}{m_2(X) + m_1(Y)} \tag{4.14}$$

$$\forall X \in D^{\Theta} \setminus \{\emptyset\}$$

La formule de PCR5 pour s > 2 sources est donnée dans [Smarandache 2006].

4.5 Fonctions de croyance généralisées

À partir de la fonction de masse de base sont définies les fonctions de croyance généralisées telles que la Crédibilité (Cr), la Plausibilité (Pl) et la Transformation pignistique qui modélisent l'imprécision et l'incertitude en fonction des hypothèses considérées par une source donnée.

4.5.1 Fonction de crédibilité généralisée

La masse $m(A)$ représente la partie du degré de croyance placée exactement sur la proposition A. Pour prendre en compte toute la croyance placée sur cette même proposition, il convient aussi de rassembler les masses de toutes les propositions B incluses dans A (ils contribuent également à la croyance de A).

La fonction de crédibilité (Cr) mesure à quel point les informations données par une source soutiennent la proposition A. Elle est définie par

$$Cr : \mathrm{D}^{\Theta} \rightarrow [0, 1]$$

Tel que

$$Cr\,(A_i) = \sum_{B|B \subseteq A_i} m\,(B) \tag{4.15}$$

Propriétés

1. Conditions aux limites : $Cr(\emptyset) = 0$ et $Cr(\Theta) = 1$
2. Règle de sous additivité : $Cr(A) + Cr(C_A) \leq 1$
3. $Cr(A \cup B) \geq Cr(A) + Cr(B)$
4. Règle de monotonie $A \subseteq B \Rightarrow Cr(B) \geq Cr(A)$

4.5.2 Fonction de plausibilité généralisée

La plausibilité est une fonction duale de la crédibilité . Elle mesure toute l'intensité avec laquelle on ne doute pas de la proposition A, *i.e.* l'intensité avec laquelle on trouve A plausible. Autrement dit, elle mesure à quel point les informations données par une source ne contredisent pas A, *i.e.* n'impliquent pas son contraire. Elle est définie par

$$Pl\left(A_i\right) = \sum_{B|B\cap A_i\neq\emptyset} m\left(B\right) \tag{4.16}$$

Propriétés

1. Règle de monotonie :$A \subseteq B \Rightarrow Cr(B) \geq Cr(A)$
2. Règle de sur-additivité : $Pl(A \cup B) \leq Pl(A) + Pl(B)$
3. $\forall A \in D^{\Theta}, Pl(A) \geq Cr(A)$
4. Conditions aux limites : $Pl(\emptyset) = 0$ et $Pl(\Theta) = 1$
5. La différence $\left(Cr\left(A_i\right) - Pl\left(A_i\right)\right)$ décrit l'incertitude concernant l'hypothèse A_i représentée par l'intervalle $\left[Cr\left(A_i\right), Pls\left(A_i\right)\right]$ (figure 4.3).

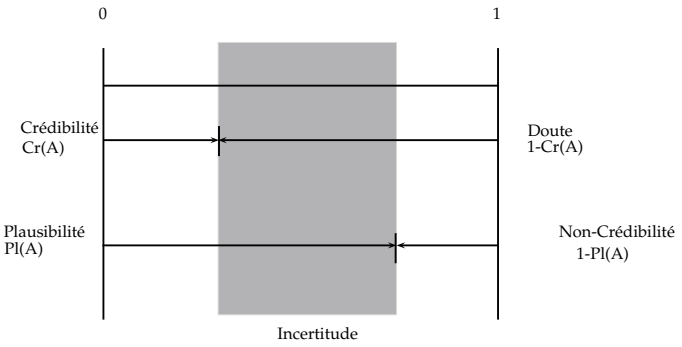


FIGURE 4.3 – Incertitude

Notons que contrairement à la DST, la notion de complémentarité n'a pas de sens dans la DSmT puisque le principe de tiers exclus est réfuté en autorisant la possibilité d'avoir à traiter des informations de type paradoxal telles que $m(A \cap B) > 0$, $\forall A \in D^{\Theta}$, $\forall B \in D^{\Theta}$.

4.5.3 Transformation Pignistique généralisée

Cardinalité

Avant d'introduire la cardinalité sous DSmT, on revoit brièvement ce qu'est le cardinal d'un ensemble. Le cardinal est un concept permettant de quantifier la dimension d'un ensemble. Il informe sur la taille de ce dernier. Plus particulièrement, le cardinal d'un ensemble fini représente le nombre d'éléments qu'il comporte. Par exemple, on a : |{a, b, c, d}|= 4.

Cardinalité dans DSmT

La cardinalité de DSmT de chaque élément $A_i \in D^\Theta$, notée $C_M(A_i)$, correspond au nombre de parties A_i dans le diagramme de Venn d'un problème (modèle M) en tenant en compte de l'ensemble des contraintes d'intégrité (si elles existent), *i.e.* : toutes les intersections possibles dues à la nature des éléments H_i. Cette cardinalité intrinsèque dépend du modèle M (modèle libre, modèle de Shafer ou modèle hybride) contenant A_i, qui dépend de la dimension $n = |\Theta|$ et du nombre des parties d'intersections non vides dans le diagramme de Venn associé, celle-ci vérifie $1 \leq C_M(A_i) \leq 2n-1$. La cardinalité $C_M(A_i)$ d'un élément donné A_i ne doit pas être confondue avec la cardinalité classique $|A_i|$ (*i.e.* : le nombre d'éléments distincts de celui-ci).

Les singletons H_i n'ont pas forcement les mêmes cardinalités, car chaque singleton a sa structure appropriée, si la structure d'un singleton est simple (*i.e.* pas d'intersections avec d'autres éléments) alors $C_M(H_i) = 1$. par contre s'il a des intersections alors $C_M(H_i) \geq 1$.

Par exemple si H_i a m intersections le $C_M(H_i)$ est entre $m+1$ et 2^m en fonction de modèle M.

On peut montrer que $C_M(A_i)$ est égale exactement à la somme des éléments de la ligne de D_n correspondant à la proposition A_i dans la base u_n [Smarandache 2004]. En effet, la $C_M(A_i)$ est très facile à calculer en utilisant l'algorithme de génération de D^Θ donné dans [Smarandache 2004]. Si on impose une contrainte telle que A_i de D^Θ est vide, la dimension de la nouvelle base u_n est $2n-1-C_M(A_i)$.

Transformation pignistique généralisée

Comme dans la règle de DST, une transformation pignistique généralisée permet de construire une mesure de probabilité subjective à partir de l'ensemble de $m(.)$, définie cette fois sur l'$hyper-power-set$ D^Θ. Cette transformation est réalisée comme suit [Smarandache 2009], [Zhun-ga 2010], [Dezert 2008] :

$$\forall A \in D^\Theta, BetP(A) = \sum_{X \in D^\Theta} \frac{C_M(X \cap A)}{C_M(X)} m(X) \tag{4.17}$$

Avec $C_M(X)$ correspondant à la cardinalité de la proposition X pour le modèle M de DSmT étudié [Smarandache 2004].

Cette transformation permet, comme pour la DST, de prendre une décision rationnelle (par maximum de probabilité pignistique) en fonction des masses de croyance généralisées.

On utilise ensuite $max(P\{A\})$ pour prendre une décision, car la fonction de plausibilité s'avère parfois trop optimiste et la fonction de croyance, trop pessimiste.

Transformation DSmP

Dans cette section, nous donnons une brève description de la nouvelle transformation pignistique notée DSmP, introduite et détaillée dans [Smarandache 2009], [Zhun-ga 2010], [Dezert 2008]. DSmP est sophistiquée et différente des autres formes de transformations.

L'idée de base de DSmP consiste dans la nouvelle manière de la transformation de masse pour chaque ignorance, telle que $A_1 \cup A_2$ ou $A_1 \cup (A_2 \cap A_3)$, etc. et la masse

de l'ignorance totale $A_1 \cup A_2 \dots A_n$ pour les éléments impliqués dans l'ignorance.

$$DSmP_\varepsilon(\emptyset) = 0 \tag{4.18}$$

$$DSmP_\varepsilon(X) = \sum_{Y \in G^\Theta} \frac{\sum\limits_{\substack{Z \subseteq X \cap Y \\ C(Z)=1}} m(Z) + \varepsilon \cdot C(X \cap Y)}{\sum\limits_{\substack{Z \subseteq Y \\ C(Z)=1}} m(Z) + \varepsilon \cdot C(Y)} m(Y) \tag{4.19}$$

$\forall X \in G^\Theta \backslash \{\emptyset\}$

Avec $C_M(X)$ correspondant à la cardinalité de la proposition X pour le modèle de DSmT M étudié [Smarandache 2004] et ε est le paramètre de réglage.

G^Θ peut être D^Θ ou D^Θ raffiné ou 2^Θ suivant le modèle adopté (Libre, hybride ou de Dempster shafer)

4.6 Conclusion

Le présent chapitre a consisté en une revue de la littérature et comporte, entre autres, en plus de description de la théorie de Dezert-Smarandache(DSmT) et ses fondements (cadre de raisonnement DSmT, fonction de masse, modèle de répartition de l'information), des détails sur les règles de combinaisons sous la théorie de Dezert-Smarandache dont on a cité trois, et enfin, un répertoire des fonctions de croyance généralisée et de la transformation pignistique et de la cardinalité dans DSmT. Ceux-ci constituent les concepts et les outils mathématiques nécessaires pour atteindre les objectifs des travaux de cette thèse.

Les fonctions de masse citées ci-dessus, utilisées dans le cadre de cette thèse, sont estimées à partir des probabilités issues de la méthode de classification supervisée ICM avec contraintes exposée dans le chapitre suivant.

Chapitre 5

ICM avec contraintes contextuelles : la méthode de classification utilisée dans la fusion

Sommaire

5.1 Introduction 47

5.2 La méthode ICM avec contraintes contextuelles 48

5.2.1 La solution MAP 48

5.2.2 Minimisation de l'énergie par l'ICM 48

5.2.3 Introduction des contraintes 49

5.3 Conclusion 50

5.1 Introduction

L'information contenue dans une image de satellitaire est généralement sous forme d'objets homogènes. En effet, une image de zone rurale est composée souvent de grandes parcelles homogènes, et par conséquent, une image classée acceptable doit respecter cette propriété. Ainsi, l'utilisation des champs de Markov permet de tenir compte de cette propriété d'influence du voisinage d'un point sur ce dernier et d'insister donc sur la cohérence entre la classe d'un pixel et celle de ces voisins. C'est un outil mathématique performant pour régulariser la classification d'images satellitaires.

En outre, le formalisme Markovien constitue une passerelle pour introduire plusieurs contraintes (contexte spatial, carte de contours, contexte temporel, etc.), et c'est pour cette raison que nous avons introduit en plus de la contrainte de régularisation une contrainte de segmentation afin d'affiner la classification. Ces contraintes contextuelles sont contrôlées par un paramètre de température dans un algorithme d'optimisation itératif ICM (Iterated Conditional Mode).

5.2 La méthode ICM avec contraintes contextuelles

5.2.1 La solution MAP

Le MAP (maximum a posterior) et le MPM (Minimization of Posterior Marginals) présentent des performances à peu près équivalentes [Idbraim 2009], [Ducrot 2005]. Cependant, sous certaines conditions, le calcul du MAP par recuit simulé ou l'ICM peut donner un résultat qui soit plus satisfaisant pour l'oeil que le MAP exact (calculé pour des cas simples). Ce dernier présentant un caractère trop régularisant, et donc plus sensible à des erreurs de paramètres [Idbraim 2009], [Ducrot 2005]. Pour cette raison, nous avons opté pour une solution MAP approchée par l'ICM avec initialisation par maximum de vraisemblance car, étant donné la grande taille des images à traiter, cette méthode déterministe s'avère être plus intéressante en raison de la vitesse de convergence vers la solution ce qui la rend plus rapide que la méthode du recuit simulé. Initialement, l'ICM est une simulation de Gibbs à température constante et nulle. L'originalité de la version implémentée, est :

Premièrement, la variabilité de la température comme dans le recuit simulé. Au fil des itérations, l'influence de certains paramètres et en particulier les paramètres de contexte, de segmentation (contour) vont augmenter. La méthode développée affine la classification en ré-estimant les statistiques des classes en fonction de l'itération précédente et en accordant de plus en plus d'importance à l'information contextuelle par le biais du paramètre de température T.

Deuxièmement, l'introduction d'une nouvelle contrainte contextuelle : de segmentation qui va permettre au fil des itérations d'affiner la classification en accentuant les détailles détectés par les contours de segmentation.

5.2.2 Minimisation de l'énergie par l'ICM

Nous disposons d'une image que nous noterons y et que nous pouvons considérer comme une réalisation d'un champ aléatoire Y. Nous cherchons une réalisation x de l'image classée, que nous pouvons modéliser comme un champ de Markov où X est le champ des étiquettes (labels).

Pour notre étude, on dispose de l'état global de l'image y, et on cherche la solution MAP qui maximise la probabilité *à posteriori* :

$$x_{opt} = argmax_x \left[P\left(X = x/Y = y\right)\right] \tag{5.1}$$

$$x_{opt} = argmax_x \left[\frac{P\left(X = x/Y = y\right) P\left(X = x\right)}{P\left(Y = y\right)}\right] \tag{5.2}$$

Puisque $P\left(Y = y\right)$ est indépendante de X et constante, la formule précédente se réduit à :

$$x_{opt} = argmax_x \left[P\left(X = x/Y = y\right) P\left(X = x\right)\right] \tag{5.3}$$

Grâce à l'hypothèse d'indépendance conditionnelle des pixels. Le problème global est donc ramené à un problème d'optimisation local.

$$x_{opt} = argmax_x \left[P\left(X_s = x_s/Y_s = y_s\right) P\left(X_s = x_s\right)\right] \tag{5.4}$$

Pour calculer la probabilité $P(X_s = x_s/Y_s = y_s)$, nous allons poser l'hypothèse suivante :

Soit L l'ensemble des classes parmi lesquelles on choisit les étiquettes de chaque pixel. Une classe sera notée λ_i.

Pour chaque classe λ_i, la loi de probabilité $P(y_s/x_s = \lambda_i)$ est gaussienne. Ainsi, chaque classe est définie par un vecteur moyen μ_i et une matrice de covariance $\sum_i$ dans l'espace des états E.

Donc,

$$P(X_s = x_s/Y_s = y_s) = \frac{1}{(2\pi)^{d/2}|\sum_{X_s}|} \times exp\left[\frac{-1}{2}(y_s - \mu_{x_s})^T \sum_{x_s}^{-1}(y_s - \mu_{x_s})\right] \quad (5.5)$$

avec d est le nombre des bandes spectrales de l'image. Sachont que la distribution de Gibbs avec paramètre de température de $P(x_s)$ s'écrit de la façon suivante :

$$P(x_s) = \frac{1}{Z_T \times exp(-\frac{U(x_s}{T})} \quad (5.6)$$

Donc,

$$x_{opt} = argmax_{x_s}\left[\eta exp\left(E\left(x/y\right)\right)\right] \quad (5.7)$$

avec $\eta = \frac{1}{Z_T(2\pi)^{d/2}}$ est une constante et $(E(x/y)$ est l'expression de l'énergie *a posteriori* :

$$E(x/y) = \frac{1}{T} \times U(x_s) + \left[\frac{-1}{2}(y_s - \mu_{x_s})^T \sum_{x_s}^{-1}(y_s - \mu_{x_s})\right] + \frac{-1}{2} log\left(|\sum_{x_s}|\right) \quad (5.8)$$

$$E(x/y) = \frac{1}{T} \times U(x_s) + f(y_s, \mu_{x_s}, \Sigma_{x_s}) \quad (5.9)$$

Cette expression intègre un terme lié aux contraintes introduites et un terme d'attache aux données. Puisque la fonction exponentielle est monotone et η est une constante indépendante de X l'équation précédente devient :

$$x_{opt} = argmin_{x_s}\left[E(x/y)\right] \quad (5.10)$$

Ce qui correspond à cherche la configuration qui minimise cette fonction d'énergie.

5.2.3 Introduction des contraintes

Le formalisme Markovien permet d'introduire de manière souple, les contraintes du contexte spatial grâce à leur modélisation par des fonctions potentielles. Nous avons introduit deux contraintes, la première est celle du modèle de Pott et la deuxième est celle du contour. Ces contraintes vont permettre de minimiser l'énergie postérieure dans la classification, avec possibilité de moduler l'importance que l'on veut donner à l'une ou l'autre de ces contraintes.

La fonction d'énergie globale associée à un site de l'image des classes peut s'exprimer de manière suivante :

$$U(x_s) = \sum_{toutes\ contraintes} U_{contraintes}(x_s) \tag{5.11}$$

$$U(x_s) = U_{lissage}(x_s) + U_{contour}(x_s) \tag{5.12}$$

Deux contraintes spatiales sont introduites à travers la fonction d'énergie : une contrainte de régularisation (lissage) opérant sur le voisinage 8-connexes et une contrainte de contours lié au contour et au voisinage par segment.

Paramètre de température

D'après l'équation 5.9 de l'énergie a posteriori vue précédemment, lorsque la température est maximale, c'est la probabilité estimée qui prédomine sur les prises en compte du contexte spatial, puis peu à peu (itérations après itérations), lors de la diminution de la température, le contexte spatial prend de l'importance pour définitivement classer les points encore en balance entre plusieurs classes. Si la température atteint un seuil assez bas ou que le système devient figé, l'algorithme s'arrête.

5.3 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons présenté, dans un premier temps, le principe de la méthode de classification contextuelle qui serra utilisée dans le processus de fusion, dans un second temps, les contraintes introduites de régularisation et de segmentation (contour) afin d'affiner la classification, le tout contrôlé par un paramètre de température dans un algorithme d'optimisation itératif ICM.

La DSmT (présentée dans le chaiptre précédent) et L'ICM font les bases théoriques pour atteindre nos objectifs définis auparavant et dont les détails vont être exposés par la suite.

Chapitre 6

Classification multisource par ICM et DSmT avec règle de décision adaptative

Sommaire

6.1 Introduction 51
6.2 Processus de fusion proposé 52
6.3 Résultats et intérprétation 56
6.3.1 Présentation de la région d'étude 56
6.3.2 Prétraitement des images 57
6.3.3 Echantillons 57
6.3.4 Classification supervisée ICM avec contraintes 58
6.3.5 Fusion de deux images basée sur DSmT 59
6.3.6 Fusion de trois images 62
6.4 Conclusion 66

6.1 Introduction

Dans ce chapitre, nous introduisons une nouvelle procédure appelée DSmT-ICM avec une règle de décision adaptative (ADR), qui est une alternative et une extension de la classification multisource utilisant la théorie de Dempster-Shafer et ICM (Iterated conditionel mode).

L'approche proposée utilise un processus de fusion basé sur le modèle hybride de DSmT achevé par une nouvelle règle de décision adaptative (ADR) qui permet de prendre en compte l'aspect parcellaire des classes thématiques. Par conséquent, l'introduction de l'information contextuelle dans le processus de fusion a permis de mieux cerner les thèmes de la surface.

Ce travail a confirmé la capacité de la Théorie de Dezert-Smarandache (DSmT), utilisée pour la modélisation des ensembles de thèmes, d'améliorer significativement la qualité de classification de l'algorithme ICM (Iterated conditionel mode) avec contraintes par la fusion des images multisources et multidates.

Dans cette étude, on ne se contentera pas d'utiliser seulement l'information spectrale des images comme unique primitive, mais d'intégrer d'autres paramètres,

comme un contexte spatial. Chacun de ces paramètres peut apporter de nouvelles informations et il est très facile de combiner toutes ces connaissances en les exprimant dans le même formalisme DSmT.

Le chapitre est organisé comme suit. La méthode proposée DSmT-ICM avec une règle de décision adaptative (ADR) est décrite dans la *section* 2. Dans la *section* 3, une évaluation de la méthode appliquée sur des images FORMOSAT-2 pour illustrer son efficacité avec interprétation et discussion des résultats de la classification. Enfin une conclusion est donnée dans la *section* 4.

6.2 Processus de fusion proposé

Les procédures de calcul de ce processus de fusion que nous proposons peuvent être décrites comme suit :

Étape 1 : Une classification supervisée ICM avec contraintes est appliquée sur les images, afin de récupérer les matrices de probabilités (comme ci-dessous).

$$I21_03p = \begin{pmatrix} x_{11} & . & . & . & x_{1m} \\ . & . & & & . \\ . & & x_{ij} & & . \\ . & & & . & . \\ x_{n1} & . & . & . & x_{nm} \end{pmatrix} \qquad I03_05p = \begin{pmatrix} x_{11} & . & . & . & x_{1m} \\ . & . & & & . \\ . & & x_{ij} & & . \\ . & & & . & . \\ x_{n1} & . & . & . & x_{nm} \end{pmatrix}$$

$$I26_07p = \begin{pmatrix} x_{11} & . & . & . & x_{1m} \\ . & . & & & . \\ . & & x_{ij} & & . \\ . & & & . & . \\ x_{n1} & . & . & . & x_{nm} \end{pmatrix}$$

Le résultat de la classification supervisée ICM avec contraintes est exprimé dans des matrices de probabilités :

Chaque pixel $I(i,j)$ de l'image est associé à un vecteur de probabilités $x_{ij} = [P(I(i,j)/C_1), \ldots, P(I(i,j)/C_k)]$, avec $C = \{C_1, C_2, \ldots, C_k\}$ l'ensemble des classes.

Étape 2 : L'estimation des fonctions de masse

Le choix de la fonction de masse est l'étape cruciale du processus de fusion, parce que l'imprécision, l'incertitude et le paradoxe entre les sources doivent être introduites dans cette étape. Cependant, il n'existe pas de méthode générale pour définir la fonction de masse. Dans les applications de traitement d'image (*section* 4.2.2), les fonctions de masse les plus utilisées sont généralement issues de la probabilité au niveau pixel, ou à partir de l'information issue de voisinage de pixel [Bouakache 2009].

L'estimation des fonctions de masse de chaque élément focal A du cadre de raisonnement est établie comme suit :

Nous définissons tout d'abord le cadre de décernement qui prend en considération la connaissance préalable de la zone d'étude. Nous avons identifié 6 classes qui

constituent le cadre de décernement Θ qui sont : l'Eau (Water (W)), Feuillus (Decidous (D)), Culture_ete (Summer_culture (SC)), Culture_hiver (Winter_culture (WC)), Urbain (Build (B)) et Prairie (Prairies (P)). Alors Θ est définie comme suit :

$$\Theta = \{W, D, SC, WC, B, P\}$$

Ensuite, nous exploitons les informations de la zone d'étude ainsi que celles obtenues par classification ICM avec contraintes. Certains éléments de l'ensemble $hyper-power-set\ D^{\Theta}$ paraissent ne pas être adjacents et exclusifs. Afin de réaliser une étude mieux adaptée aux situations réelles, certaines contraintes d'exclusivité seront prises (modèle hybride DSmT), par exemple $W \cap D = \varphi$, $W \cap WC = \varphi$, ... ce qui réduit le nombre d'éléments focaux de D^{Θ}.

Enfin, nous élaborons la fonction de masse en prenant en considération les résultats de classification ICM et les matrices des probabilités conditionnelles.

Pour chaque pixel I_{ij} la fonction de masse est définie comme suit :

$$\begin{cases} m(A) = \frac{1}{z} P(Iij/A) \\ m(\Theta) = 1 - m(A) \end{cases} \quad (6.1)$$

Où z est un facteur de normalisation, qui assure que $\sum m = 1$

Étape 3 : L'utilisation de la règle $PCR5$ de fusion pour combiner les masses (définie dans la *Section* 4.4.3).

Étape 4 : Le calcul des fonctions de croyance généralisées $Cr(x/C_i)$ (définie dans la *Section* 4.5) de chaque classe.

Étape 5 : Le calcul de la $Dspat(x/C_i)$: la règle de décision du pixel dominante.

Étape 6 : Le processus de fusion DSmT est complété par l'application d'une règle de décision, qui peut être le maximum de fonction de croyance généralisée (Cr) ou le maximum de fonction de plausibilité généralisé (Pl) ou le maximum de probabilité pignistique ou notre règle de décision adaptative (ADR) (qui sera défini dans la suite).

Dans notre application, nous avons appliqué les deux règles de décision : le maximum de crédibilité (Cr) et ADR.

Règle de décision

La dernière étape d'un processus de fusion d'informations comme cité en haut est l'étape de décision [Smarandache 2009]. La décision est également une étape difficile, car aucune mesure n'est en mesure de fournir la meilleure décision dans tous les cas. Généralement, il existe plusieurs critères de décision à savoir le maximum de gbba, le maximum de probabilité pignistique, le maximum de la crédibilité (avec ou sans rejet), le maximum de plausibilité, le critère d'Appriou, DSMP, le critère Incertitude [Martin 2006], [Germain 2004], des règles des décisions basées sur l'intervalle de confiance [Elhassouny 2011], etc.

Comme mentionné précédemment, nous pouvons décider avec l'un des critères mentionnés ci-dessus : Ces fonctions sont croissantes, par conséquent, la décision peut être prise sur les éléments de Θ par le maximum de ces fonctions, dans le but

de réduire la complexité, pour cela il nous suffit de calculer ces fonctions pour les singletons. Cependant, nous pouvons fournir une décision sur un élément de D^Θ en fonction des applications [Corgne 2004], de sorte que les singletons ne sont pas des éléments intéressants de D^Θ.

Par conséquent, le calcul de ces fonctions de décision sur toutes les $hyper-power-sets$ pourrait être nécessaire, mais la complexité ne peut pas être inférieure à la complexité de D^Θ qui peut être un vrai problème [Smarandache 2009]. Alors, le premier problème considéré n'a pas été résolu ce qui signifie qu'il ne sera jamais possible de décider avec le maximum de crédibilité, de plausibilité et de probabilité pignistique. Dans ces cas, les limites des règles de décision sont atteintes [Martin 2006].

Pour surmonter ce problème, Martin, Appriou et d'autres ont proposé plusieurs règles de décision [Martin 2006].

En ce qui concerne la règle de décision de Martin, elle peut être décrite comme suit : après avoir sélectionné un ensemble de sous-ensemble de Θ $E(\Theta)$, où tous les éléments sont deux à deux incomparables, par exemple en fixant le cardinal d'une décision possible, généralement en se limitant à des singletons. Le cardinal $|X|$ est le nombre de singletons de Θ inclus dans X lorsque $E(\Theta)$ est 2^Θ, il est défini par le nombre de régions du diagramme de Venn [Smarandache 2004] de Θ inclus dans X lorsque $E(\Theta)$ est D^Θ [Smarandache 2009]. Cependant Appriou [Appriou 2005], [Martin 2009] ont montré comment décider sur les éléments de D^Θ autre que les singletons. Dans cette étude, nous n'avons pas testé cette règle à cause de sa complexité.

L'approche la plus raisonnable pour réduire la complexité est de considérer soit les éléments focaux ou un sous-ensemble de D^Θ sur lequel nous calculons les fonctions de décision [Smarandache 2009].

Dans notre étude, nous avons testé les règles de décision suivantes :

- Un maximum de Plausibilité [Smarandache 2009], [Smarandache 2006], [Bouakache 2009], [Khedam 2006b] qui est souvent trop optimiste, il estime les produits de masse de B coupant l'hypothèse A.
- Un maximum de crédibilité (le plus utilisé et trop pessimiste), qui est basé sur la somme des produits de masse B soutenant strictement l'hypothèse A.
- Un maximum de crédibilité sans chevauchement des intervalles de croyance qui est très stricte, appelé règle de décision absolue [Smarandache 2009], [Smarandache 2006], [Bouakache 2009], [Khedam 2006b], [Martin 2006].
- Un maximum de probabilité pignistique [Djiknavorian 2008], [Bloch 2003], (introduit par Smets P. [Smets 1990]), reste le compromis le plus largement utilisé [Smarandache 2009], [Mora 2010].

Nous concluons que, dans le cadre des fonctions de croyance, une décision pessimiste est préférable [Martin 2008]. L'application de cette règle de décision, même si cela peut améliorer les résultats par rapport à ceux obtenus par ICM avec contraintes, il cause la perte de la dimension contextuelle produite par la classification, ce qui nécessite la mise en œuvre d'une nouvelle règle de décision adaptative qui prend en compte l'influence du voisinage ou du contexte.

Règle de décision adaptative (ADR)

Chaque pixel de l'image est caractérisé par son niveau de gris d'origine (l'information spectrale) et par sa dépendance d'inter-pixel (l'information spatiale). La meilleure façon d'utiliser les deux informations est de construire une règle de décision. Dans cette thèse, nous proposons d'exploiter la règle de décision de DSmT pour construire une règle de décision adaptative qui permet le réglage du poids relatif des deux caractéristiques extraites (spectrale et spatiale).

Notre Règle de Décision Adaptative (ADR) est une extension de la règle de décision basée sur l'une des fonctions de croyance généralisées et intègre les informations contextuelles. Cette intégration de l'information spatiale est réalisée en utilisant la règle de décision du pixel dominante et la règle de décision basée sur la crédibilité maximale proposée dans le cadre de théorie de Dezert-Smarandache (DSmT) [Smarandache 2004], [Smarandache 2006], [Smarandache 2009].

Toute combinaison linéaire positive de la règle de décision définit en fait une nouvelle règle de décision acceptable. Ceci permet la définition d'une règle de décision qui tient compte à la fois de l'information spatiale et de l'information spectrale en même temps :

$$ADR(x/C_i) = \mu \times Cr(x/C_i) + (1-\mu)Dspat(x/C_i) \tag{6.2}$$

Où : $Cr(x/C_i)$: est une fonction de crédibilité du pixel x pour chaque classe C_i.

$Dspat(x/C_i)$: Valeur de dépendance inter-pixel du x pixels pour chaque classe C_i.

μ : est un paramètre de pondération qui contrôle l'influence relative de chaque information. Il doit être réglé au cours du processus de formation.

Pour une valeur de μ, on réalise plusieurs simulations entre 0 et 1 avec un pas de 0.1. Les résultats ont montré que :

Lorsqu'on donne plus d'importance à l'information spectrale par rapport à l'information spatiale, la valeur de μ tende vers 1 (cette situation est normale quand il s'agit d'une image hyperspectral où l'information spectrale est dominante), alors que l'information spatiale ne fournit pas assez d'information sur les objets présents dans la scène. Cependant, on peut conclure qu'une valeur de μ égale à 1, ne donne pas les résultats attendu, ce qui justifie la valeur ajoutée de l'information spatiale.

La valeur de μ pour la quelle on donne plus d'importance à l'information spatiale est de μ proche de 0 qu'à l'information spectrale dû au fait que l'image contient une seule composante spectrale et sa résolution spatiale est plus grande.

Pour l'image utilisée, on a cherché à optimiser le choix du paramètre μ : Après plusieurs essais, la valeur optimale avec laquelle on obtient une meilleure précision est de 0.5, ce qui signifie que pour une telle valeur, on donne de l'importance équitablement aux deux informations spatiale et spectrale.

L'algorithme de la règle proposée est le suivant :

Algorithme 1 ADR

pour chaque pixel x **faire**
  pour chaque Classe C_i **faire**
    Calcul $Cr(x/C_i)$ et $Dspat(x/C_i)$
    $ADR(x/C_i) = \mu \times Cr(x/C_i) + (1-\mu)Dspat(x/C_i)$
    si $ADR(x/C_k) = max\{ADR(x/C_i), i = 1 \cdots card(\Theta)\}$ **alors**
      x affecté à C_k

6.3 Résultats et intérprétation

Les images satellites Formosat et les résultats de la classification supervisée ICM sont données par le laboratoire CESBIO dans le cadre de la convention SPI09/13 entre CNRST Maroc et CNRS France , en effet le but de CESBIO (Centre d'Etudes Spatiales de la Biosphère, Toulouse III, France) est de développer des connaissances sur le fonctionnement et la dynamique de la biosphère continentale à différentes échelles spatiales et temporelles.

6.3.1 Présentation de la région d'étude

La zone région Midi-Pyrénées prise par le satellite Formosat se situe dans la région Midi-Pyrénées, centrée sur la ville de Rieumes au Sud-ouest de l'agglomération toulousaine ($50km * 50km$ environ). La zone couverte par Formosat représente environ le quart de celle couverte par Spot (figure 6.1).

La région est soumise à plusieurs influences climatiques :

1. Atlantique (climat tempéré océanique)
2. Continental (climat occasionnellement très froid)
3. Méditerranéen (vent d'autan)

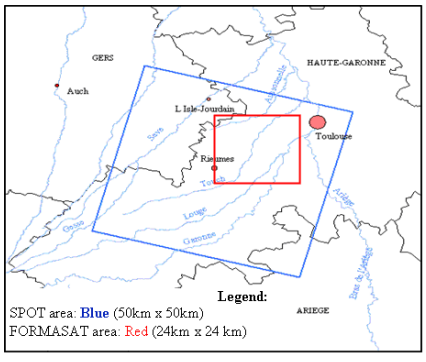


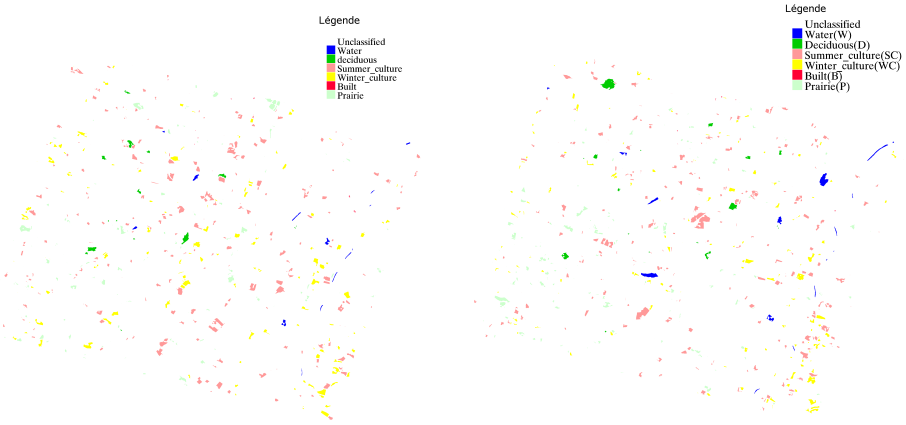
FIGURE 6.1 – Zone couverte par les satellites Spot et Formosat 2006

6.3.2 Prétraitement des images

Le prétraitement regroupe les processus suivants : le ré-échantillonnage, la sélection de la zone d'intérêt et le recalage des images.

6.3.3 Echantillons

Les échantillons sont établis par le laboratoire CESBIO, six thèmes d'occupation du sol sont identifiés : l'eau (Water(W)), feuillus (Deciduous (D)), culture été (Summer_culture(SC)), culture hiver (Winter_culture(WC)), bâti (Built(B)) et prairie (Prairie(P)). Les figures 6.2a, 6.2b présentent les échantillons d'apprentissage et de vérification utilisés dans la classification ICM avec contraintes et dans l'établissement de la matrice de confusion pour le processus de fusion.



(a) (b)

FIGURE 6.2 – Echantillon (a) d'apprentissage et (b) de vérification

Le nombre des pixels des échantillons d'apprentissage et de vérification par classe est montré dans le tableau (Table 6.1) suivant.

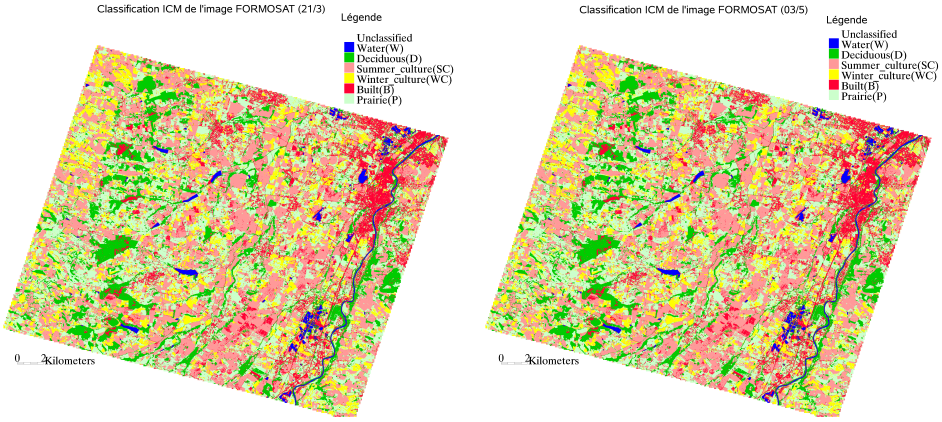
TABLE 6.1 – Nombre des pixels des échantillons d'apprentissage et de vérification par classe

Classe	Echantillon d'apprentissage	Echantillon de vérification
W	21494	8226
D	20589	13147
SC	211310	135526
WC	99548	78274
B	340	489
P	111178	48334

Avec : W : Water, D : Deciduous, SC : Summer_culture, WC : Winter_culture, B : Built et P : Prairie.

6.3.4 Classification supervisée ICM avec contraintes

La classification ICM supervisée avec contraintes des images et leurs matrices de confusion sont présentés dans(figure 6.3 et tables 6.2,6.3).



(a) FORMOSAT-2(21/3) (b) FORMOSAT-2(03/5)

FIGURE 6.3 – Classification ICM avec contraintes de deux images FORMOSAT

TABLE 6.2 – Matrice de confusion de classification ICM de l'image 21/3

Class	W	D	SC	WC	B	P
W	99.79	0.01	0	0	0.19	0
D	0	99.19	0.16	0	0.40	0.25
SC	0	0.23	84.04	2.67	5.94	7.11
WC	0	0	15.38	55.52	1.40	27.70
B	0	0	24.95	1.02	70.96	3.07
P	0	2.12	7.09	11.07	0.81	78.92

Avec 0A=76.40% et Coefficient de Kappa =65.45%.

TABLE 6.3 – Matrice de confusion de classification ICM de l'image 03/5

Class	W	D	SC	WC	B	P
W	98.87	0	0.05	0	0.89	0.19
D	0	83.34	0.01	0.39	2.22	14.04
SC	0	0.01	90.02	0.47	5.50	4.00
C	0	7.05	0.72	79.15	0.54	12.54
B	0	0	3.68	0	94.89	1.43
P	0	13.60	4.62	17.16	4.68	59.94

Avec 0A=82.26% et Coefficient de Kappa =74.06%.

D'après la 1ère matrice de confusion (Table 6.2), on remarque que l'ICM avec

contraintes donne de meilleurs résultats pour les deux premières classes l'Eau (W) et le Feuillus (F) (99,79% et 99,19%) par rapport aux autres classes (Summer_culture (SC), Winter_culture (WC), Built (B) and Prairie (P)) dont les pourcentages varient entre 55,52% et 84,04%. Ces résultats peuvent être expliqués par la faible différence entre les réponses spectrales entre ces classes à la période de prise de l'image(mois de mars), ce qui a augmente le niveau de confusion entre ces classes.

La même remarque est déduite de la lecture de la $2^{ème}$ matrice de confusion (Table 6.3)(mois de mai), seule la classe eau qui est parfaitement détecté vue que l'eau ne change pas de réponse spectrale.

6.3.5 Fusion de deux images basée sur DSmT

Dans cette section, nous comparons les performances des différentes règles de décision pour les classifieurs utilisés, qui sont au nombre de deux, DSmT-ICM avec maximum de crédibilité comme règle de décision et DSmT-ICM avec ADR comme règle de décision. Pour cette comparaison, nous avons utilisé ICM avec contraintes comme méthode de classification de référence. Les résultats de classification basée sur DSmT-ICM avec les deux règles de décision sont données dans figure 6.4 et figure 6.5 suivis de leurs matrices de confusion respectivement dans les tables 6.4 et 6.5.

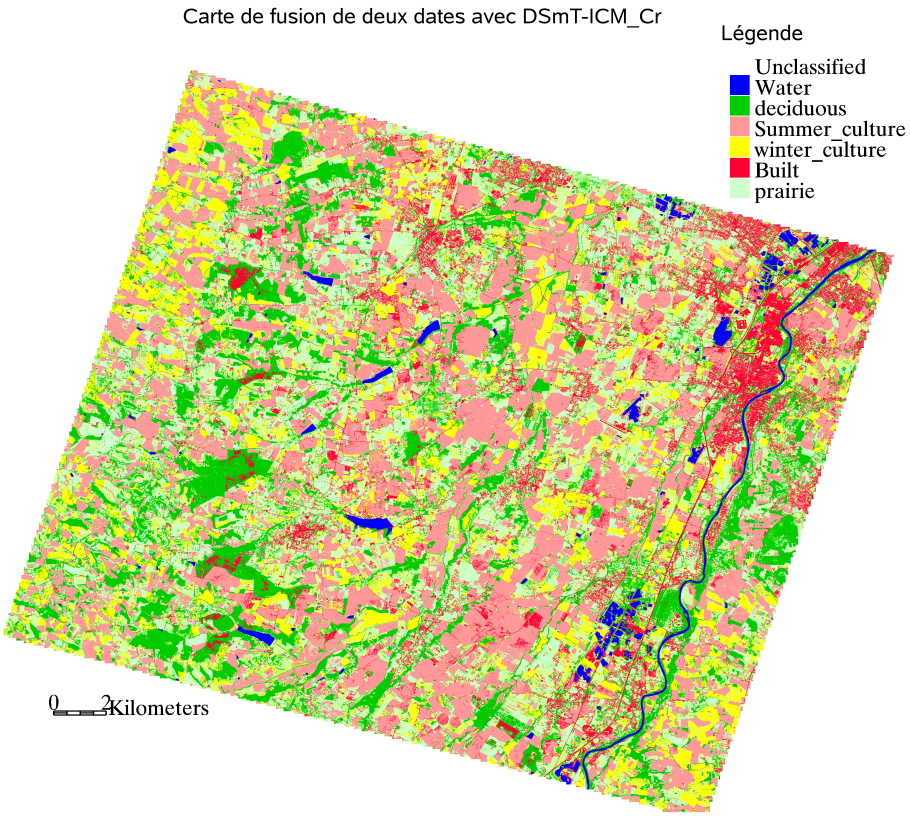


FIGURE 6.4 – Carte de fusion obtenue par DSmT-ICM-Cr sur les éléments singletons

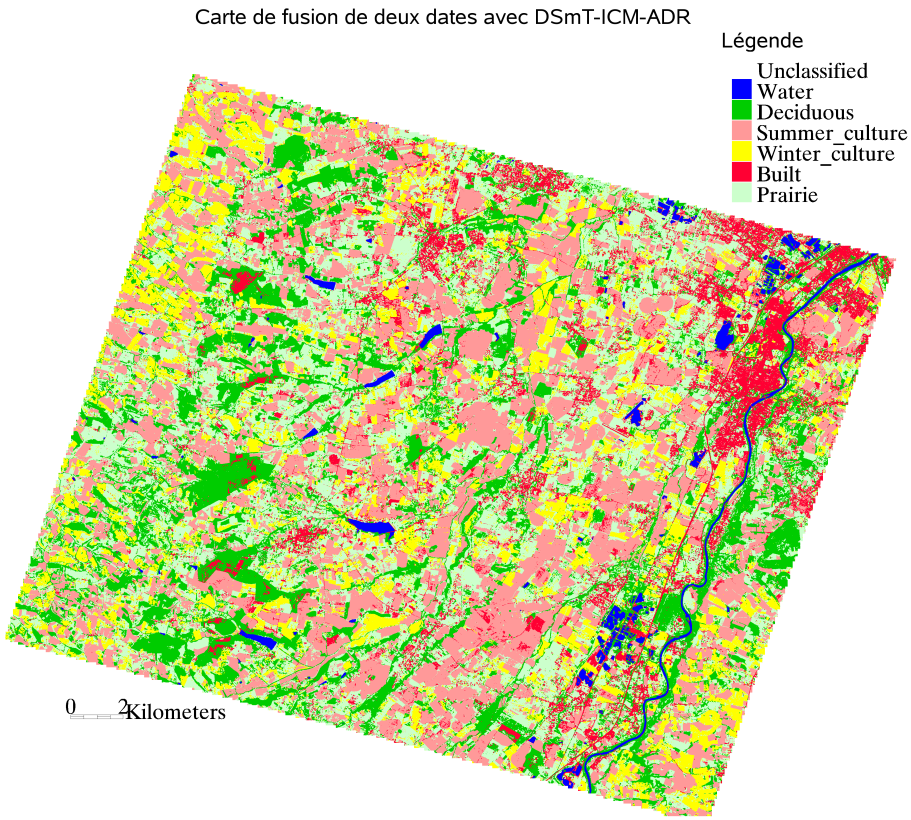


FIGURE 6.5 – Carte de fusion obtenue par DSmT-ICM-ADR sur les éléments singletons

TABLE 6.4 – Matrice de confusion de la fusion avec règle maximum de Crédibilité (DSmT-ICM-Cr)

Class	W	D	SC	WC	B	P
W	97.61	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
D	0.22	97.69	0.14	7.17	1.02	10.47
SC	0.00	0.02	88.91	2.48	14.93	5.43
WC	0.00	0.33	1.23	74.34	2.25	16.46
B	2.16	0.41	4.08	0.40	72.80	0.94
P	0.01	1.55	5.64	15.61	9.00	66.70

Avec OA=82.0221% et Kappa Coefficient=73.68%.

TABLE 6.5 – Matrice de confusion de la fusion avec règle de décision adaptative (DSmT-ICM-ADR)

Class	W	D	SC	WC	B	P
W	98.88	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
D	0.36	99.13	0.11	6.36	0.20	10.43
SC	0.00	0.05	90.43	2.33	7.57	5.55
WC	0.00	0.10	0.90	78.51	1.02	13.03
B	0.75	0.04	2.98	0.21	88.75	0.66
P	0.00	0.69	5.58	12.60	2.45	70.34

Avec OA=84.6282% et Coefficient de Kappa = 77.36%.

Dans cette étude, afin de comparer les résultats, nous avons calculé le coefficient de précision globale (Overall Accuracy(OA) : proportion de pixels bien classes) et le coefficient de Kappa (coefficient d'arrangement pour mesurer la qualitee globale d'une classification). Les résultats de la classification de l'image satellitaire obtenus par la fusion basée sur DSmT-ICM avec notre règle de décision adaptative (DSmT-ICM-ADR) sont meilleurs par rapport à ceux obtenus par ICM avec contraintes (Table 6.5). On constate que la méthode DSmT-ICM avec la règle de décision adaptative fournit une amélioration de 5,3% de précision globale (OA) et de 7,6% du coefficient Kappa en comparant avec la moyenne des classifications de référence, d'un autre coté, le résultat obtenu avec DSmT-ICM avec la règle de décision maximum de crédibilité (DSmT-ICM-Cr) même s'il est inférieur à celui obtenu par DSmT-ICM-ADR, il apporte au moins une amélioration par rapport à celui obtenu par la méthode de référence ICM avec 2,29% et 3,92% pour les deux coefficients OA et Kappa respectivement.

TABLE 6.6 – Précision globale(OA) et coefficient de Kappa des différentes stratégies de fusion

	ICM_21/3	**ICM_03/5**	**ICM_mean**	***Cr**	***ADR**
OA	76.4	82.26	79.33	82.02	84.63
Kappa	65.45	74.06	69.75	73.68	77.36

Avec *Cr : DSmT-ICM-Cr et *ADR : DSmT-ICM-ADR

TABLE 6.7 – Taux de classification des classes par différentes stratégies de fusion.

	W	**D**	**SC**	**WC**	**B**	**P**
ICM_21/3	99.79	99.19	84.04	55.52	70.96	78.92
ICM_03/5	98.87	83.34	90.02	79.15	94.89	59.94
ICM_mean	99.33	91.27	87.03	67.34	82.92	69.43
DSmT-ICM-Cr	97.61	97.69	88.91	74.34	72.80	66.70
DSmT-ICM-ADR	98.88	99.13	90.43	78.51	88.75	70.34

Cela s'explique par le fait que même si la DSmT-ICM-Cr améliore la précision de classification pour les classes (D & WC) par rapport aux celles obtenues par la méthode ICM avec contraintes. Elle réduit la précision de la classification pour les autres classes, ce qui conduit à une redistribution de la valeur de chaque coefficient sur les autres classes.

Nous pouvons conclure qu'à partir des résultats, obtenus par la fusion basée sur DSmT avec les différentes règles de décision, que la fusion par DSmT améliore nettement les résultats par rapport à la méthode de référence ICM avec contraintes et que la fusion avec DSmT en utilisant précisément la règle de décision adaptative (DSmT-ICM-ADR) donne le meilleur résultat.

6.3.6 Fusion de trois images

Afin de montrer l'apport de la méthode de fusion proposée avec notre règle de décision (ADR) et également pour affiner les résultats de la classification, une troisième image (source d'information) complémentaire est utilisée. Ci-dessous les résultats de la fusion par : ICM avec contraintes, DSmT-ICM-Cr et DSmT-ICM-ADR présentés respectivement dans figures 6.6, 6.7 et 6.8 ainsi leurs matrices de confusion dans les tables 6.8, 6.9 et 6.10.

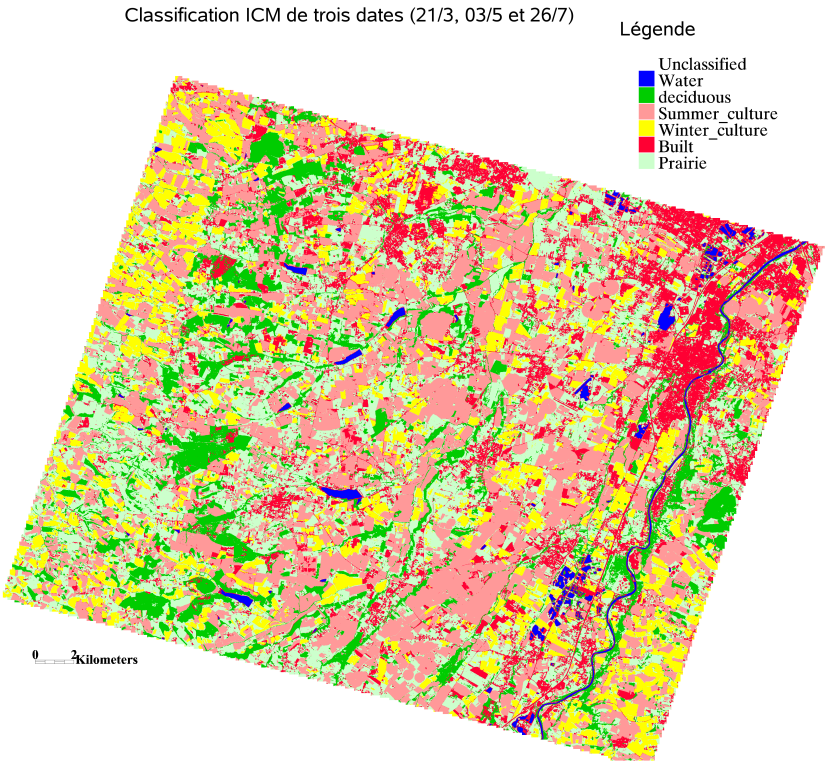


FIGURE 6.6 – Classification ICM Supervisée avec contraintes des trois dates *FORMOSAT-2 (21/03, 03/5, 26/07)*

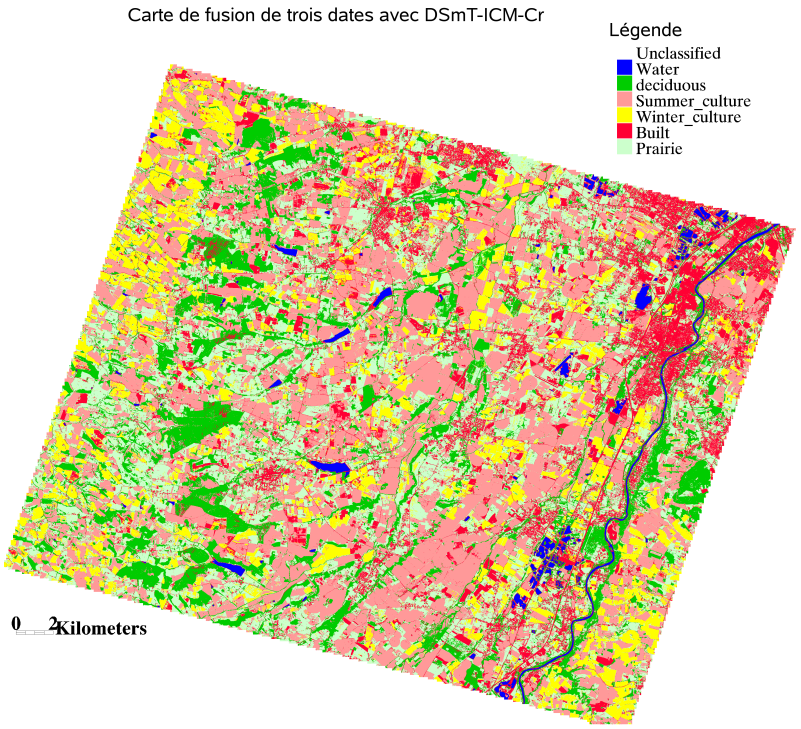


FIGURE 6.7 – Carte de fusion des trois dates obtenue par DSmT-ICM-Cr

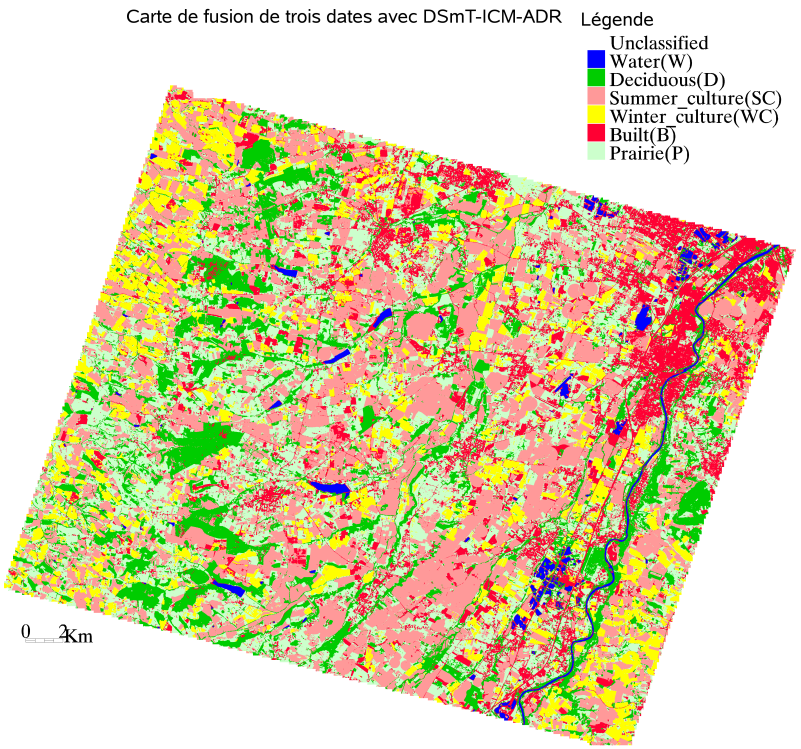


FIGURE 6.8 – Carte de fusion des trois dates obtenue par DSmT-ICM-ADR

Visuellement, nous pouvons constater à partir des deux cartes obtenues par l'ICM avec contraints (Figure 6.6) et par la DSmT-ICM-ADR (Figure 6.8) que la structure et la forme des parcelles sont plus homogènes et réguliers comparant à celles de la carte obtenue par la DSmT-ICM-Cr (Figure 6.7).

TABLE 6.8 – Matrice de confusion de classification ICM avec contraints des trois dates (pourcentage)

Class	W	D	SC	WC	B	P
W	98.70	0	0	0	1.30	0
D	0	99.16	0.33	0	0.17	0.33
SC	0	0	97.33	0.56	0.73	1.39
WC	0	0	0.33	94.41	1.00	4.25
B	0	0	0.20	0	98.77	1.02
P	0	0.94	4.54	3.04	3.36	88.12

Avec 0A=95.21% et Coefficient de Kappa = 92.77%

TABLE 6.9 – Matrice de confusion de la fusion basée sur DSmT-ICM-Cr des trois dates (en pourcentage)

Class	W	D	SC	WC	B	P
W	98.77	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
D	0.03	99.33	0.11	0.01	0.33	1.23
SC	0.00	0.09	96.23	1.38	4.35	2.36
WC	0.00	0.00	0.63	92.53	2.34	2.50
B	1.20	0.09	1.87	1.63	87.29	1.91
P	0.00	0.49	1.16	4.46	5.69	92.01

Avec OA=95.18% et Coefficient de Kappa =93.14%

TABLE 6.10 – Matrice de confusion de la fusion basée sur DSmT-ICM-ADR des trois dates (en pourcentage)

Class	W	D	SC	WC	B	P
W	99.13	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
D	0.04	99.75	0.09	0.01	0.33	0.99
SC	0.00	0.02	96.96	1.18	0.00	2.06
W	0.00	0.00	0.59	94.34	0.33	1.47
B	0.83	0.05	1.54	1.19	93.98	1.57
P	0.00	0.18	0.81	3.29	5.35	93.91

Avec OA=96.2855% et Coefficient de Kappa =94.70%

Afin d'évaluer quantitativement l'efficacité de la théorie de fusion DSmT en classification dans les deux cas (deux dates et trois dates), les indices de précision sont calculés à partir des matrices de confusion et présentés dans la table 6.11.

TABLE 6.11 – Précision globale et coefficient Kappa de la classification avec les différentes stratégies de fusion

Données et Fusion	Stratégie de Fusion	*Coefficient OA*(%)	*Kappa*
Deux dates	*ICM*	79.33	69.75
	DSmT-ICM-Cr	82.02	73.68
	DSmT-ICM-ADR	84.63	77.36
Trois dates	*ICM*	95.21	92.77
	DSmT-ICM-Cr	95.18	**93.14**
	DSmT-ICM-ADR	**96.29**	**94.70**

A partir des résultats, certaines observations peuvent se résumer ainsi :

Par rapport à l'utilisation de la méthode de classification ICM avec contraintes (méthode de référence), une meilleure précision est obtenue lorsque les méthodes basées sur DSmT (DSmT-ICM-Cr et DSmT-ICM-ADR) sont utilisées, avec des augmentations de 0.37 à 1.93 pour le coefficient de kappa. Avec les méthodes basées sur DSmT-ICM, le coefficient de Kappa pour les deux règles de décision est amélioré de 92.77% à 94.70% et la précision globale correspondante de 95.21% à 96.29%. L'amélioration des résultats par la fusion basée sur DSmT-ICM-CR réduit ainsi les erreurs d'omission à un niveau raisonnable, et produit une précision croissante de coefficient de Kappa de 92.77% à 93.14%. Cette augmentation des détails de l'image est cependant accompagnée d'erreurs.

En comparant les résultats obtenus par les trois méthodes de fusion, en général, nous pouvons constater que les deux méthodes de fusion de données basée sur DSmT donnent des meilleurs résultats comparés à la méthode de référence ICM avec contraintes. En particulier la méthode DSmT-ICM-ADR est plus performante que DSmT-ICM-Cr. Ce qui montre l'efficacité de la théorie DSmT et la règle de décision adaptative (ADR) dans le processus de fusion de données, et proprement dans l'amélioration de la qualité globale de la classification.

L'approche DSmT-ICM-ADR est donc à la fois plus souple, plus fiable, plus robuste et donne de meilleurs résultats en termes de précision de la classification que celles données par les autres approches. Elle peut être utilisée pour combiner et optimiser les résultats multiples et de réduire les fausses erreurs.

Nous notons également l'effet significatif de l'utilisation de trois sources d'information au lieu de deux sources dans le processus de fusion. La précision (OA) de fusion en deux étapes est augmenté de 15.88%, 13.16% et 11.66% pour l'ICM, DSmT-ICM-Cr et DSmT-ICM-ADR respectivement, à savoir, à partir de 79.33% à 95.21%, de 82.02% à 95.18% et de 84.63% à 96.29% et le coefficient correspondant kappa par 17.34% à 23, 02%, de 69.75% à 92.77%, 73.68% à 93.14% et de 77.36% à 94.70%.

6.4 Conclusion

Dans cette contribution, nous avons opté pour une approche analytique par l'application d'une nouvelle méthode de classification basée sur la fusion contextuelle multitemporelle par DSmT. Ce cadre fourni un outil pratique pour inclure l'information spatiale dans le processus de la fusion via l'utilisation d'une nouvelle règle de décision adaptative (ADR). Nous avons montré en premier lieu que l'utilisation conjointe de DSmT et ICM avec une règle de décision choisie améliore les performances de la classification en termes de précision et d'exactitude comparant à la méthode de référence ICM. En deuxième lieu, nous avons proposé une nouvelle règle de décision(ADR) qui a montré sa performance et nous a permis de surmonter les limites des règles de décision basées sur la fonction de croyance généralisée(Cr). En outre, nous avons constaté l'effet significatif de l'utilisation de trois sources (images) d'information au lieu de deux dans le processus de fusion ce qui a permis d'obtenir une précision globale de 96,29% et un coefficient Kappa de 94.70% pour la nouvelle méthode proposée DSmT-ICM-ADR.

Les méthodes de fusion au niveau des pixels ainsi mises au point s'appliquent aussi bien à la classification des images qu'à la détection des changements de la couverture du sol. Dans le chapitre suivant, nous montrons l'application à partir d'un autre type d'images satellitaires Landsat TM et ETM+ de méthodes développées basées sur la DSmT avec une nouvelle règle de décision pour la détection des changements.

Chapitre 7

Détection des changements par fusion/classification contextuelle multidates basée sur DSmT et ICM avec contraintes

Sommaire

7.1 Introduction 67
7.2 Méthode proposée 68
7.3 Résultats et discusion 71
7.3.1 Région d'étude et données utilisées 71
7.3.2 Prétraitement des images et établissement des échantillons . . 71
7.3.3 Classification ICM avec contraintes 73
7.3.4 Fusion multidates et multisources par le modèle hybride de DSmT 75
7.3.5 Validation des résultats 76
7.4 Conclusion 82

7.1 Introduction

La gestion et le suivi de l'évolution des milieux périurbains sont une des préoccupations majeures de l'aménagement du territoire. Les images satellitaires offrent un accès rapide et économique à une information précise, homogène et actualisée des territoires étudiés. Un exemple d'application qui en découle est lié au thème de la cartographie des changements. Dans ce chapitre, on s'intéresse à l'étude des changements les plus subtils de la couverture d'Arganier dans la zone d'Agadir (Maroc) par la fusion /classification contextuelle multidates avec un modèle hybride de DSmT et une méthode de classification ICM avec contraintes.

Notre méthodologie peut être résumée comme suit : après prétraitement et recalage des images, une classification supervisée ICM avec contraintes [Idbraim 2009], [Ducrot 2005] est appliquée sur les deux images afin de récupérer les matrices de probabilités. Ces dernières sont utilisées par la suite dans une étape de fusion/classification en se basant sur le théorème plausible et paradoxal DSmT qui

va permettre de mieux affecter les pixels aux classes appropriés et la détection des changements.

La méthode est testée sur deux images Landsat ETM+ prises à deux dates d'acquisition différentes (2002 et 2005) correspondant à un bon état de la végétation et permettant à priori une réponse optimale de la couverture du sol.

7.2 Méthode proposée

Après prétraitement et recalage des images, nous appliquerons une classification supervisée ICM avec contraintes, puis un modèle d'APPRIOU pour estimer les fonctions de masse suivi d'une fusion des matrices des masses résultantes par le modèle hybride de DSmT et d'un calcul des fonctions de croyance généralisées. Enfin, la nouvelle règle de décision sera déployée. Le processus de fusion proposé peut être résumé ainsi (figure 7.1).

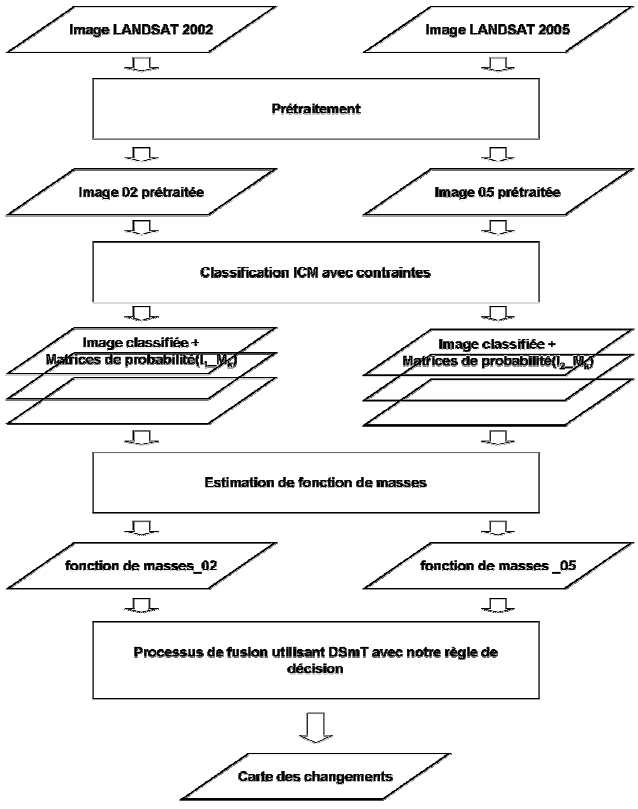


FIGURE 7.1 – Modèle de fusion contextuelle multidate et multisource proposé

Etape 1 : Application de la classification ICM

Après le prétraitement des deux images et l'établissement des échantillons, une classification contextuelle supervisée ICM avec contraintes est appliquée sur les deux

images pour avoir les probabilités d'appartenance des pixels aux classes, qui seront conservées dans des matrices comme ci-dessous.

Image 1 :

1. $I1_M1$: contient les probabilités d'appartenance des pixels de l'image 1 à la classe C_1
2. $I1_M2$: contient les probabilités d'appartenance des pixels de l'image 1 à la classe C_2
3. ...
4. $I1_Mk$: contient les probabilités d'appartenance des pixels de l'image 1 à la classe C_k

Image 2 :

1. $I2_M1$: contient les probabilités d'appartenance des pixels de l'image 2 à la classe C_1
2. $I2_M2$: contient les probabilités d'appartenance des pixels de l'image 2 à la classe C_2
3. ...
4. $I2_Mk$: contient les probabilités d'appartenance des pixels de l'image 2 à la classe C_k

Etape 2 : Estimation des fonctions de masse

Le modèle d'APPRIOU généralisé [Khedam 2006a] est utilisé pour estimer les fonctions de masse des éléments du cadre de décernement, il peut être décrit comme suit :

Après la classification supervisée des deux images génèrant les matrices des probabilités $P(x_s/\theta_i)$ d'appartenance des pixels aux classes singletons $\theta_i\,(i=1,\cdots,k)$ constituant le cadre de discernement Θ, une règle de fusion des masses est appliquée pour combiner toutes les masses allouées par chaque source $S_i^b\,(i=1,\cdots,k)$ à cet élément.

Avec :

k le nombre de classes

p le nombre de capteurs satellitaires.

L'élément θ_i de Θ est vu comme une source S_i^b.

$S^b\,(b=1,\cdots,p)$ le capteur (ou la source) satellitaire.

Le modèle d'Appriou multi-classes est défini comme suit :

$$\begin{gathered}\forall i=1,\cdots,k;\\ m_i^b\left[x_s^b\right](\theta_i)=\frac{\alpha_i^b R^b P(x_s^b|\theta_i)}{1+R^b P(x_s^b|\theta_i)}-\frac{\left|D^\theta\right|-k-2}{k}\end{gathered}\tag{7.1}$$

$$\begin{gathered}\forall i=1,\cdots,k; r\neq i; k\neq i,\\ m_i^b\left[x_s^b\right](\theta_r)=\frac{\frac{\alpha_i^b}{k-1}}{1+R^b P(x_s^b|\theta_i)}-\frac{\left|D^\theta\right|-k-2}{k}\end{gathered}\tag{7.2}$$

$$m_i^b\left[x_s^b\right](\theta_1 \cap \theta_2) = m_i^b\left[x_s^b\right](\theta_1 \cap \theta_3) = \cdots = m_i^b\left[x_s^b\right](\theta_1 \cap \cdots \cap \theta_{k-1}) = \varepsilon \tag{7.3}$$

$$m_i^b\left[x_s^b\right](\theta_1 \bigcup \theta_2) = m_i^b\left[x_s^b\right](\theta_1 \bigcup \theta_3) = \cdots = m_i^b\left[x_s^b\right](\theta_1 \bigcup \cdots \bigcup \theta_{k-1}) = \varepsilon \tag{7.4}$$

$$m_i^b\left[x_s^b\right](\Theta) = 1 - \alpha_i^b \tag{7.5}$$

Avec k le nombre de classes considérées, ε le facteur de sensibilité, qui est très faible pour assurer que la somme de ces fonctions sur toutes les hypothèses est égale à 1.

$P(x_s^b|\theta_i)$ est la probabilité conditionnelle, α_i^b est le degré de confiance pour la concordance de la densité estimée à partir des échantillons d'apprentissage avec la vraie densité issue des échantillons de contrôle. Ce degré de confiance varie entre 0 et 1, dans notre étude, il est déterminé à partir de la matrice de confusion. R^b est un facteur de normalisation introduit dans une approche axiomatique afin de respecter les définitions de masse et de plausibilité. R^b est calculé comme suit :

$$R^b = \frac{1}{max_{i=1,\cdots,k} P(x_s^b|\theta_i)} \tag{7.6}$$

Ce modèle est utilisé dans notre étude avec les paramètres, $n = 5$ (nombre de classes) qui sont : Argan (A), Urbain/Oued (BO), Serres (Gh), Végétation (V) et Sol nu (Bg). Et $p = 2$ représente le nombre d'images (sources) utilisées.

Etape 3 : Etablissement de modèle hybride par introduction des contraintes.

Etape 4 : Combinaison des masses en utilisant la règle $PCR5$ dans le cadre de modèle hybride de DSmT.

Etape 5 : Application de notre règle de décision, détaillée ci-dessous.

Règle de décision proposée :

Les décisions après combinaisons pourraient être prises à partir de la fonction de masse ($gbba$) ou des fonctions de croyance généralisées (Crédibilité (Cr), Plausibilité (Pl), Transformation $DSmP$). Ainsi pour décider sur l'appartenance d'un pixel à une classe donnée, on distingue deux cas :

- Appartenance du pixel à une classe simple (utilisé pour améliorer la classification) : dans ce cas, on utilise l'un des critères de décision suivants : maximum de gbba, maximum de Crédibilité (Cr) (avec ou sans rejet), maximum de Plausibilité (Pl), critère d'APPRIOU, maximum de $DSmP$, etc.
- Appartenance du pixel à une classe composée (par exemple dans le cas de détection de changement), nous ne pouvons pas utiliser dans ce cas les fonctions citées précédemment car elles sont des fonctions croissantes et inadaptées à la décision sur les éléments d'union et d'intersection.

Dans une démarche originale, nous avons proposé une nouvelle règle de décision basée sur la transformation DSmP et l'intervalle de confiance pour prendre en compte les classes composées.

Dans cette règle de décision, nous exploitons l'intervalle de confiance $[Cr(X)), Pl(X)]$ par la définition d'une nouvelle mesure que nous avons nommé incertitude globale $IncG$ qui est la somme des incertitudes (Inc) sur les éléments du cadre de raisonnement $\forall X \in D^{\Theta}\ Inc(X) = Pl(X) - Cr(X)$ et $DSmP$ dont l'algorithme décrit ci-dessous.

Cette nouvelle règle s'applique comme suite :

Pour un pixel donné x, on compare l'incertitude globale ($IncG$) de ce pixel avec un seuil (déterminé par expérimentation).

Si $IncG$ est inférieur à ce seuil, le pixel sera affecté à la classe simple qui maximise la transformation $DSmP$, sinon, il sera affecté à la classe composée qui maximise le gbba parmi toutes les classes composées.

Algorithme 2 Règle de décision proposée

1: $IncG = \sum_{X \in D^{\Theta}} (Pl(x) - Cr(x))$
2: **si** $(IncG \leq threshold)$ **alors**
3: **si** $DSmP\,[x]\,(\theta_k) = max\{DSmP\,[x]\,(\theta_i)\ avec\ 1 \leq i \leq n\}$ **alors**
4: $x \in \theta_k$
5: **sinon**
6: **si** $m\,[x]\,(\cap\theta_k) = max\{m\,[x]\,(\cap\theta_i)\ avec\ 1 \leq i \leq \left|D^{\Theta}\right| - (n+1)\}$ **alors**
7: $x \in \cap\theta_k$

D'autres règles de décision peuvent être mises en oeuvre en se basant sur notre règle de décision citée ci-dessus et en utilisant au lieu de $DSmP$, la Crédibilité (Cr) ou la Plausibilité (Pl).

7.3 Résultats et discusion

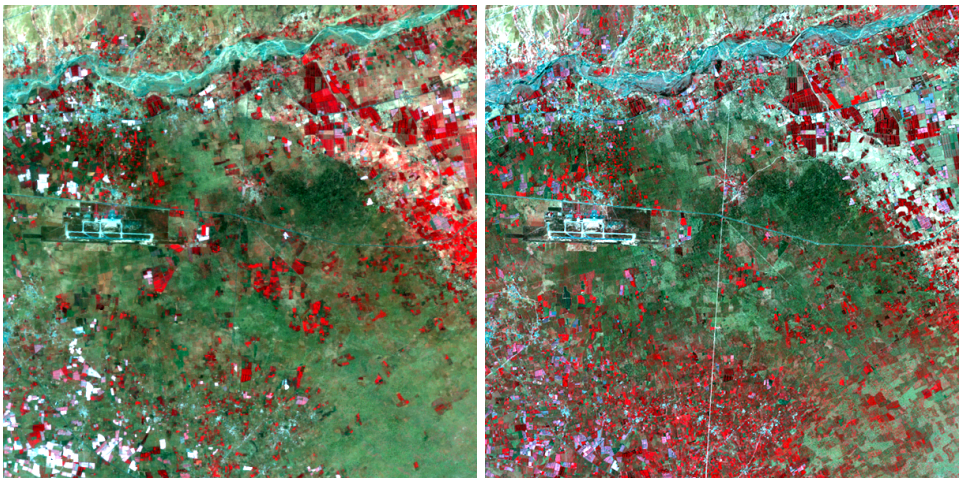
7.3.1 Région d'étude et données utilisées

La scène d'étude est localisée dans la région de Souss prés de la ville d'Agadir (Maroc). Géologiquement parlant, c'est le bassin alluvial de l'Oued Souss, séparé du Sahara par les montagnes de l'Anti-Atlas. La végétation courante est la savane dominée par l'arganier, arbre endémique local. Une partie de la région des arganiers est actuellement une réserve de la biosphère de l'UNESCO qui tente de protéger cet habitat unique. En outre, la région est la première zone du pays connue par ses cultures sous abri (serres), en particulier les tomates et les fleurs. Aujourd'hui, la part du Souss dans les exportations marocaines est de 55% des agrumes, 95% de tomates et 70% des légumes et fruits. Ainsi, la région a une variété de couvertures au sol qui sont proches radiométriquement.

Les deux images utilisées dans cette étude proviennent du satellite Landsat de résolution spatiale de 28.5 mètres, coordonnées (Path 203, Row 39). Les deux images sont de type Landsat ETM+, elles ont été prises respectivement, le 19 mars 2002 et 12 avril 2005. Les dates d'acquisition correspondent à un bon état de la végétation et permettent a priori une réponse optimale de la couverture de végétation. La figure

7.2 montre une visualisation 3D de la région (la scène d'étude est encadrée en rouge) et la figure 7.3 présente les deux images utilisées.

FIGURE 7.2 – Visualisation 3D de la région de souss(la scène d'étude est encadrée en rouge)



(a) (b)

FIGURE 7.3 – Compositions colorées de la zone d'étude (images Landsat ETM+ (a) 2002 et (b) 2005)

7.3.2 Prétraitement des images et établissement des échantillons

Le prétraitement regroupe les processus suivants : le ré-échantillonnage, la sélection de la zone d'intérêt et le recalage des images.

Les échantillons sont créés automatiquement en utilisant le logiciel ENVI 4.0. Nous avons identifié 5 thèmes d'occupation du sol : Argan(A), Urbain/Oued(BO), Végétation(V), Serres(Gh) et Sol nu(Bg) en se basant sur les images déjà classifiées et des données prises sur le terrain.

Les figures 7.4a et 7.4b représentent les échantillons d'apprentissage utilisés dans

la classification ICM avec contraintes, établis respectivement pour les deux images (ETM+ 2002 et ETM+ 2005), et la figure 7.5 représente leurs réponses spectrales.

(a) (b)

FIGURE 7.4 – Echantillons d'apprentissage (a) de 2002 et (b) de 2005

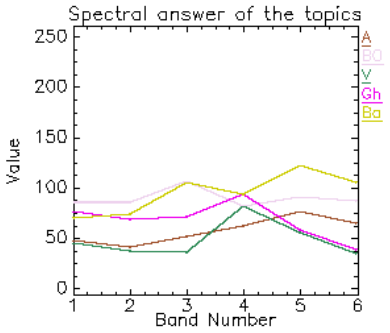


FIGURE 7.5 – Réponses spectrales des échantillons d'apprentissage

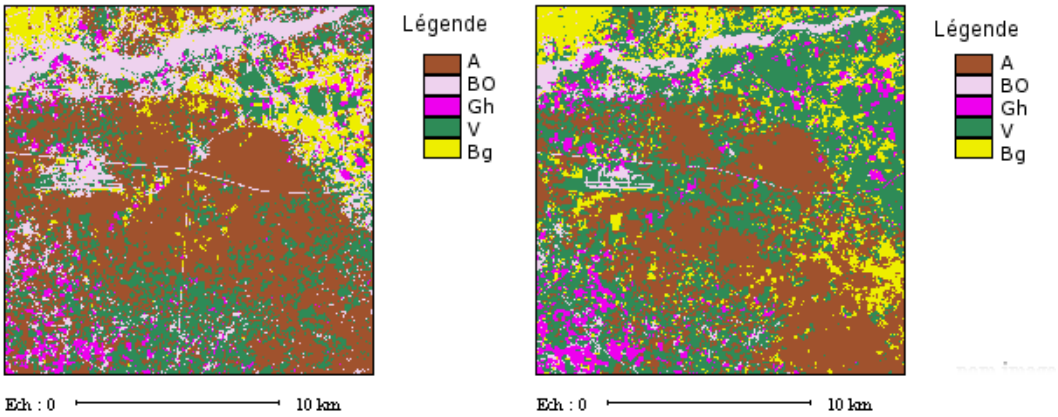
Le nombre d'échantillons d'entraînement sélectionnés par classe pour les deux images est présenté dans le tableau (Table 7.1) suivant :

TABLE 7.1 – Echantillons d'apprentissage des images 2002 et 2005

Classe	Nombre de pixel (2002)	Nombre de pixel (2005)
Argan (A)	991	991
Urbain / Oued (BO)	245	245
Serres (Gh)	144	343
Vegetation (V)	363	475
Sol nu (Bg)	286	433

7.3.3 Classification ICM avec contraintes

Les images classifiées résultantes de l'application de la méthode de classification supervisée ICM avec contraintes sont présentées dans figure 7.6.



(a) Classification ICM de Landsat ETM+ 2002 (b) Classification ICM de Landsat ETM+ 2005

FIGURE 7.6 – Classification supervisée ICM avec contraintes des deux images

7.3.4 Fusion multidates et multisources par le modèle hybride de DSmT

Notre processus de fusion est composé des étapes suivantes : tout d'abord la définition du cadre de décernement Θ, puis l'estimation des fonctions de masse de chaque élément focal par le modèle d'APPRIOU, ensuite, la combinaison des masses en appliquant la règle PCR5 dans le cadre de modèle hybride de DSmT, et enfin le processus serra terminé par l'application de règle de décision.

Cadre de décernement

Comme cité précédemment, nous avons identifié 5 classes constituant le cadre de décernement Θ , qui sont : Argan (A), Urbain et Oued (BO), Serres (Gh), Végétation (V) et Sol nu (Bg). Alors Θ est définie comme suit : $\Theta = \{A, BO, Gh, V, Bg\}$.

Exploitant les informations sur le site étudié, ainsi que celles obtenus par la classification ICM avec contraintes, quelques éléments du cadre de raisonnement D^{Θ} semblent ne pas être adjacentes et exclusifs.

Pour réaliser une étude mieux adaptée aux situations réelles, quelques contraints d'exclusivité seront prises (modèle hybride) : citons par exemple $A \cap Gh = \phi$, ce qui réduit l'ensemble des éléments focaux de D^{Θ}.

La décision est prise sur les classes simples et les classes composés (intersection et union) en utilisant notre règle définie précédemment (*section* 2) dont le seuil est déterminé par expérimentation et analyse de la répartition de l'incertitude globale après normalisation présentée sur la figure 7.7.

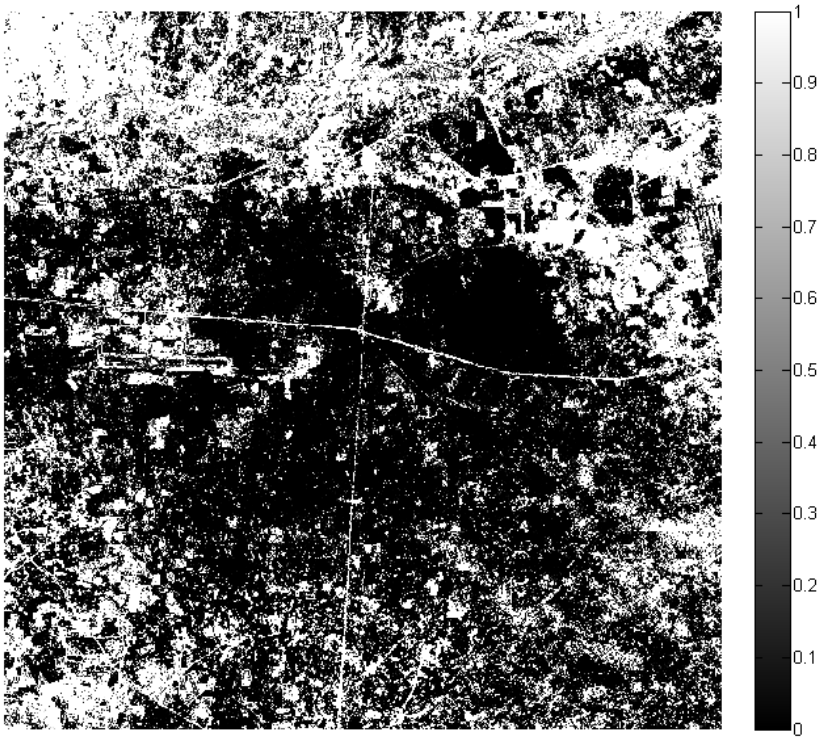


FIGURE 7.7 – Répartition de l'incertitude globale normalisée de l'image de fusion

Nous avons testé notre règle de décision avec différentes valeurs de seuil. Le tableau (Table 7.2) présente les taux d'occupation des classes simples (zones stables) et des classes composées (zones de changement) en fonction du seuil.

TABLE 7.2 – Taux d'occupation des classes simples et classes composées en fonction de la valeur du seuil

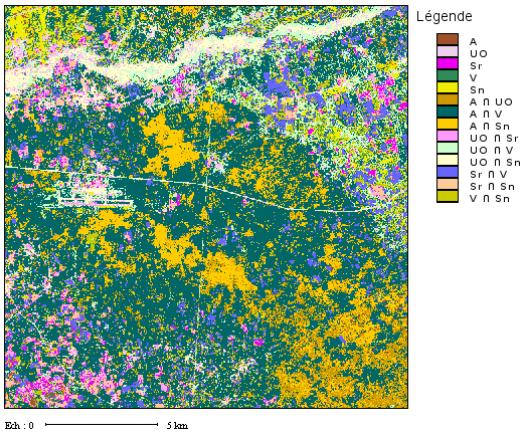
Valeur de seuil	**(%) zones stable**	**(%) zones de changement**
1.0e-26	0%	100%
1.0e-019	9.64%	90.36%
1.0e-016	32.12%	67.88%
1.0e-014	54.408%	45.592%
1.0e-012	76.86%	23.32%
1.0e-08	99.99	%0.01%

Le choix de seuil dépend des bons résultats de détection en se servant des échantillons changés/inchangés entre les deux dates (2002 et 2005). On a pris le seuil approprié égal à $1.0e-14$.

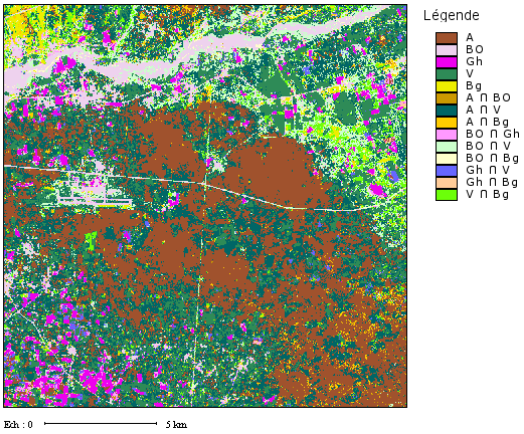
Résultat de la fusion

Dans la suite, les résultats de la fusion /classification contextuelle multisources multidates des images LANDSAT ETM+ 2002 et 2005 en utilisant notre approche

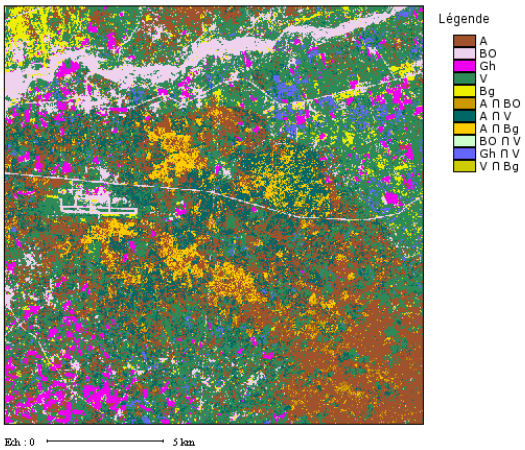
basé sur DSmT avec la règle de combinaison PCR5 et notre règle de décision, avec des seuils différentes (figures 7.8).



(a) Seuil= (1.0e-19)



(b) Seuil= (1.0e-14)



(c) Seuil= (1.0e-12)

FIGURE 7.8 – Résultats de la fusion en fonction de seuil

A partir des résultats obtenus avec les différentes valeurs du seuil, nous avons une carte de 100% des classes composées pour le seuil de $1.0e-26$, 0.01% pour le seuil de $1.0e-8$ et 23.32% pour le seuil de $1.0e-12$.

Le premier résultat ne se concorde pas avec la réalité terrain à savoir, plusieurs zones de la région demeurent inchangés durant la période considérée. Le deuxième s'avère loin de la réalité dynamique de la région qui a subi un grand changement. Le dernier résultat est cohérent et paraît être assez proche de la réalité en se basant sur un échantillon de vérification des zones stables et des zones de changement entre les deux images.

7.3.5 Validation des résultats

La carte de fusion obtenue avec le seuil choisi précédemment est présentée dans la figure (7.9).

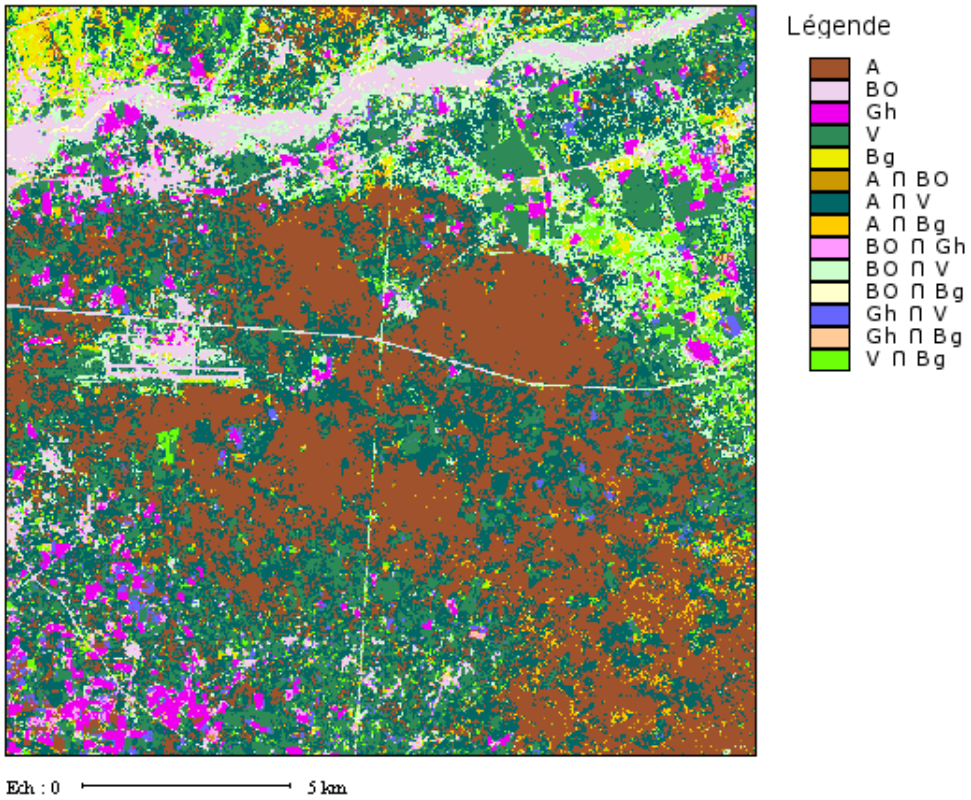


FIGURE 7.9 – Carte de fusion avec le seuil sélectionné 1.0e-14

A partir de la carte de fusion, nous obtenons le tableau (Table 7.3) qui présente le taux d'occupation des classes.

TABLE 7.3 – Taux d'occupation des classes dans la carte de fusion

Classe	(%)	**Classe**	(%)
A	29.04%	$A \cap Bg$	1.87%
BO	4.869%	$BO \cap Gh$	1.549%
Gh	3.18%	$BO \cap V$	7.25%
V	15.92%	$BO \cap Bg$	1.08%
Bg	1.399%	$Gh \cap V$	1.98%
$A \cap BO$	0.649%	$Gh \cap Bg$	0.5%
$A \cap V$	26.40%	$V \cap Bg$	3.30%

Ce tableau (Table 7.3) illustre les taux d'occupation des classes stables qui atteignent un taux de 53.20% et ceux des classes qui ont subi des changements qui

atteignent jusqu'à 46.80%. Nous constatons également que la classe A (Argan) a subi le plus grand changement par rapport aux autres classes et qu'un taux de 26.43% est affecté à la classe $(A \cap V)$ ce qui signifie que des zones d'Arganier sont devenu en 2005 des tèrres cultivées.

D'autres classes ont subi des changements, notant les classes Bg (Sol nu) et Urbain/Oued (BO) respectivement avec des taux de changement de 7.2492% et de 4.3739%.

La figure 7.10 présente la carte des zones stables obtenues à partir de l'image de fusion.

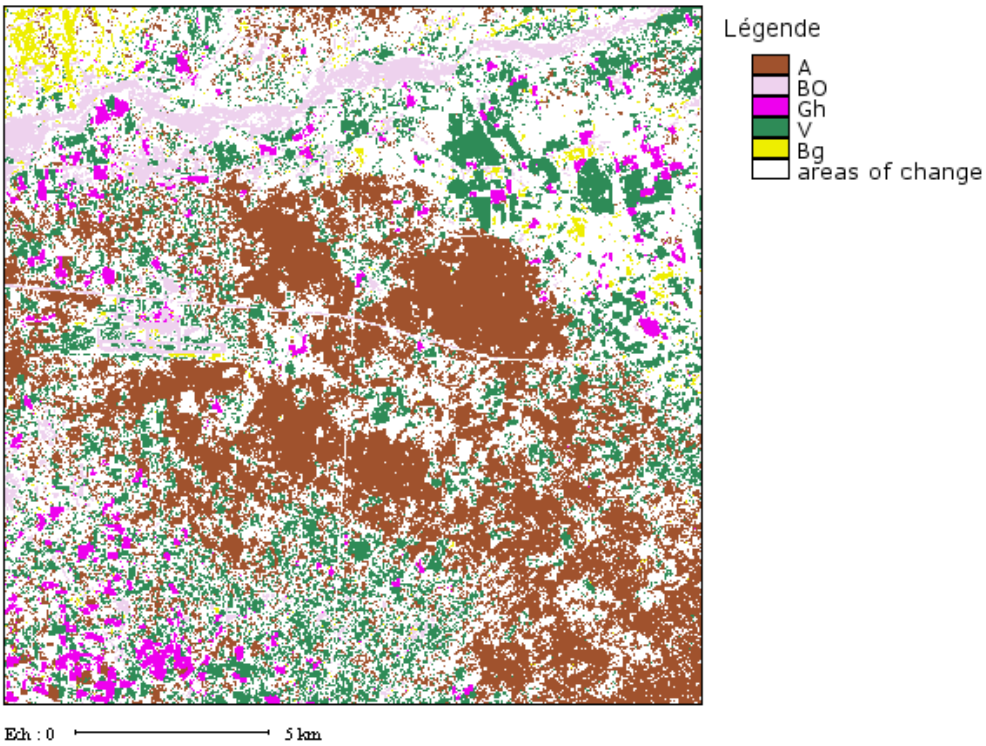


FIGURE 7.10 – Carte des zones stables obtenues à partir de la carte de fusion

A partir de l'image des zones stables, nous constatons que la zone du Oued SOUSS (classe BO), les communes sur la route Agadir-Taroudant (classe Urbain/Oued (BO)), l'aéroport international d'ALMASSIRA (classe Urbain/Oued (BO)), des parcelles dans la région de Ouled teima (classe Végétation (V)), des serres (classe GH) dans la région de Biogra ainsi que des grandes parties de la surface d'arganier (classe Argan (A)) sont bien détectées comme zones stables et affectées aux classes simples. Cette attribution est bien justifiée, car quelques unes à savoir Oued SOUSS, les communes et l'aéroport sont par nature inchangeable.

Les figures 7.11 et 7.12 présentent les cartes des zones de changement obtenues à partir de l'image de fusion.

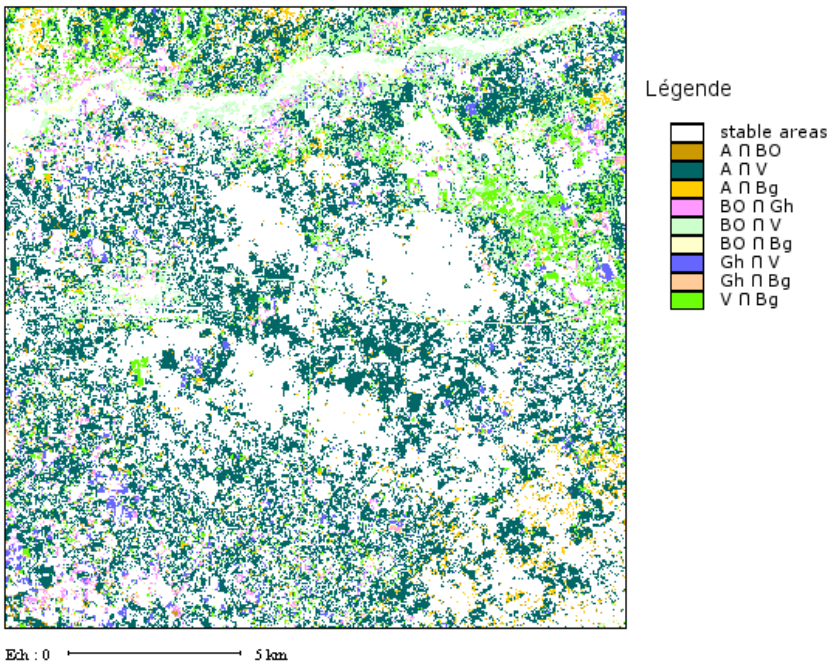


FIGURE 7.11 – Carte de changement obtenue à partir de la carte de fusion

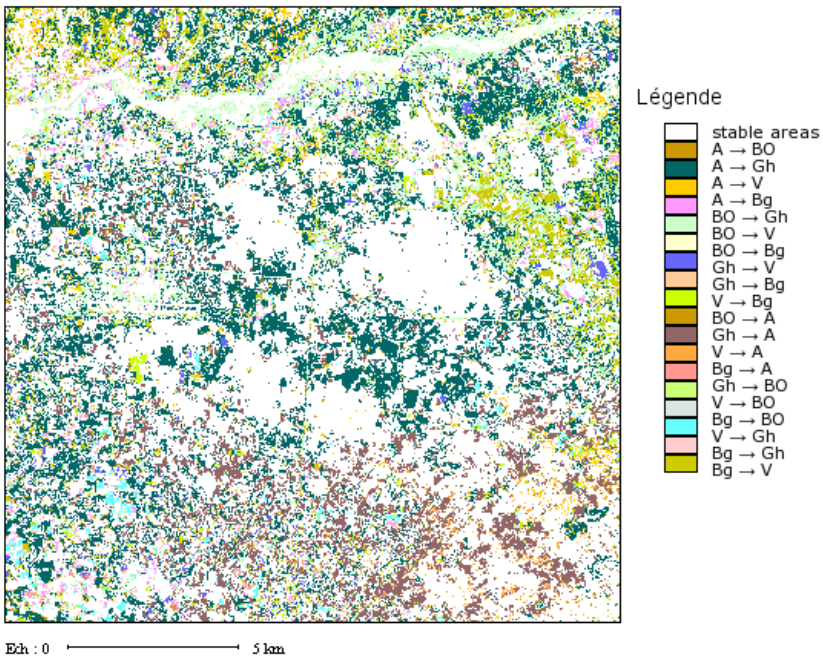


FIGURE 7.12 – Carte de changement (post-traité) obtenue à partir de la carte de fusion

Les zones qui ont subi de grand changement, sont celles de l'arganier qui est devenu sol nu ou végétation, ce qui est bien explicable à cause de la déforestation. Il a y également l'émergence de parcelles des serres dans l'image 2005, qui étaient en 2002 zones de végétation ou sol nu. Inversement, il y a des zones de serres en 2002 qui sont devenu en 2005 des zones de végétation ou sol nu.

Pour les routes inter villes, ils sont détectées comme classes de changement entre Urbain/Oued et Végétation ou Urbain/Oued et Sol nu car les pixels des routes dans l'image 2002 sont couverts par les pixels Urbain/Oued. Par contre dans l'image 2005, ils sont couverts par la végétation ce qui explique bien l'appartenance de ces pixels aux classes composées.

Validation par signature spectrale

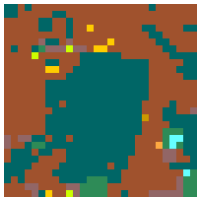
Afin d'évaluer la méthode proposée, nous avons choisi de comparer les signatures spectrales des pixels dans les deux images. Pour les pixels des zones de changement, il y a une variation au niveau de la signature spectrale entre les deux images 2002 et 2005. Par contre, les pixels des zones de stabilité ont montré une stabilité au niveau de cette signature spectrale.

Pour illustrer cette variation, nous avons utilisé une fenêtre zoom du logiciel ENVI sur les deux images pour co-localiser les zones détectées comme zones de changement dans la carte de changement (Figure 7.12), puis, nous avons comparé les signatures spectrales de la même zone pour les deux images en prenant en compte les distributions des signatures spectrales des différents thèmes.

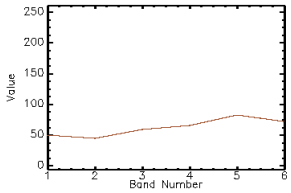
Les figures 7.13, 7.14 et 7.15 présentent les extraits de cette comparaison et de validation des résultats des changements.

(a) ETM+ 2002

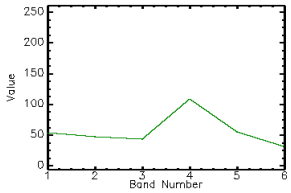
(b) ETM+ 2005



(c) Carte de Fusion



(d) Signature Spectrale de la classe A (ETM+ 2002)

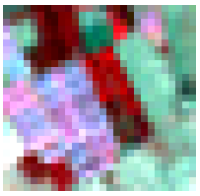


(e) Signature Spectrale de la classe V (ETM+ 2005)

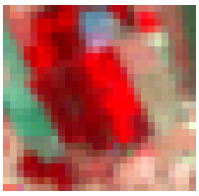
FIGURE 7.13 – Extraits de validation des résultats des changements entre ETM+2002 (Argan) et ETM+2005 (Végétation)

A partir de la figure 7.13, nous constatons que la zone sélectionné a subi un changement du thème argan (classe A) au thème végétation (classe V), et que la

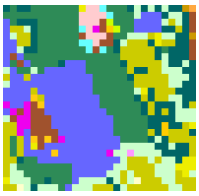
signature spectrale des pixels de la zone en question qui avait en 2002 une signature spectrale d'argan (classe A), est devenu en 2005 celle de la végétation (classe V).



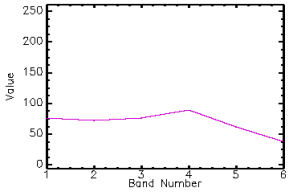
(a) ETM+ 2002



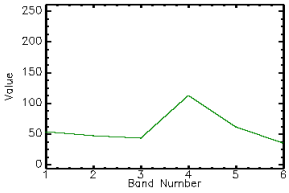
(b) ETM+ 2005



(c) Carte de Fusion



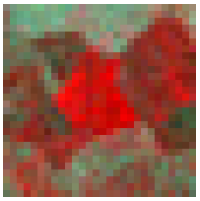
(d) Signature Spectrale de la classe Gh (ETM+ 2002)



(e) Signature Spectrale de la classe V (ETM+ 2005)

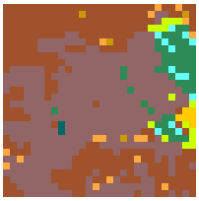
FIGURE 7.14 – Extraits de validation des résultats des changements entre ETM+2002(Serres (Gh)) et ETM+2005(Végétation (V))

La figure 7.14 illustre un changement de la classe Serres (classe Gh) à la classe végétation (classe V). Ce changement est montré par la variation de la signature spectrale des pixels entre celle de Serres (classe Gh) en 2002 et celle de la végétation (classe V) en 2005.

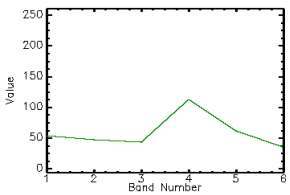


(a) ETM+ 2002

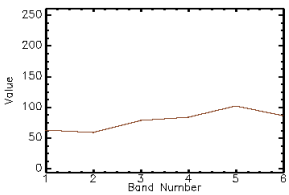
(b) ETM+ 2005



(c) Carte de Fusion



(d) Signature Spectrale de la classe V (ETM+ 2002)



(e) Signature Spectrale de la classe A (ETM+ 2005)

FIGURE 7.15 – Extraits de validation des résultats des changements entre ETM+2002(Végétation (V)) et ETM+2005(Argan (A))

De même, la figure 7.15 montre que la zone de changement sélectionnée avait comme couverture du sol végétation (classe V) en 2002 et elle est devenue Argan (classe A) en 2005. Ce changement de signature spectrale justifie l'affectation des pixels à la classe composée ($A \cap V$), cette affection est incoherent à la vérité terrain, cela est expliqué d'une part, les images sont prises à deux mois différents (mars 2002 et avril 2005) et d'autre part, on travaille sur des images de moyenne résolution (28.5 m), ce qui justifie que la signture spéctrale des pixels en 2005 correspond à la signature de la classe Argan qui domaine la classe végétation qui en phase première de croissance, alors que dans celle de 2002, la densité de la dite végétation a grandie et par conséquent la signature spectrale des pixels qui la présentent dominent celles d'Argan.

La figure 7.16 montre la carte post-traitée de la fusion, et la table 7.4 illustre les changements par la fusion.

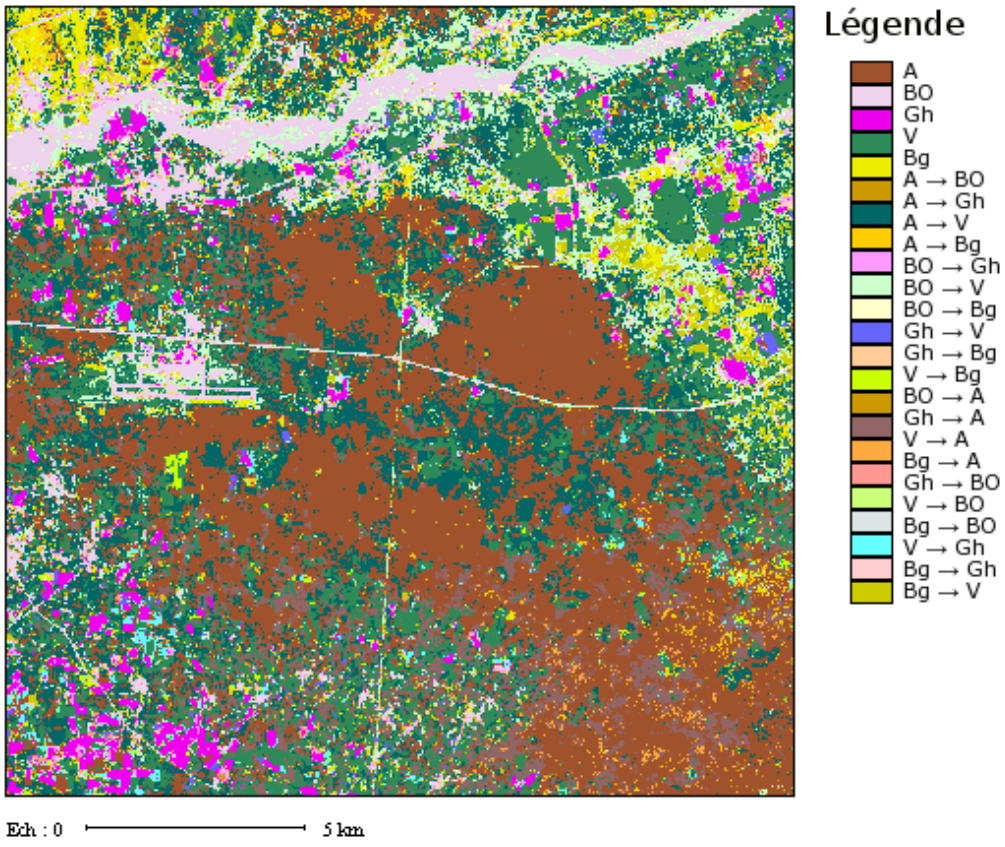


FIGURE 7.16 – Carte de la fusion post-traitée

TABLE 7.4 – Taux des changements obtenus par la fusion entre 2002 et 2005

Classe	**Nbre**	(%)	**Classe**	**Nbre**	(%)
A	104542	29.0394	$Gh \rightarrow V$	3112	0.8644
BO	17538	4.8717	$Gh \rightarrow Bg$	471	0.1308
Gh	11458	3.1828	$V \rightarrow Bg$	2662	0.7394
V	57320	15.9222	$V \rightarrow A$	26889	7.4692
Bg	5048	1.4022	$Bg \rightarrow A$	2439	0.6775
$A \rightarrow BO$	797	0.2214	$Gh \rightarrow BO$	915	0.2542
$A \rightarrow V$	68202	18.9450	$V \rightarrow BO$	502	0.1394
$A \rightarrow Bg$	4295	1.1931	$Bg \rightarrow BO$	647	0.1797
$BO \rightarrow Gh$	4650	1.2917	$V \rightarrow Gh$	4005	1.1125
$BO \rightarrow V$	25587	7.1075	$Bg \rightarrow Gh$	1324	0.3678
$BO \rightarrow Bg$	3227	0.8964	$Bg \rightarrow V$	12831	3.5642

Avec Nbre : Nombre de pixels

7.4 Conclusion

Dans ce chapitre nous avons proposé une nouvelle méthode pour détection des changements de la couverture du sol. Dans cette méthode, nous avons introduit l'information spatiale issue de la classification ICM avec contraintes dans le processus de fusion/classification utilisant la théorie DSmT et son modèle hybride avec nouvelle règle de décision qui a montré ses performances et qui a permi de surmonter les limités inhérentes des autres règles de décision. Cette combinaison de la DSmT avec une nouvelle règle de décision et ICM avec contraints a amélioré la détection des changements en terme de précision et d'exactitude.

L'application de cette méthode pour la cartographie des changements de la couverture du sol est prometteuse. Cependant, la détermination de la règle de décision adéquate et l'ajout de l'information temporelle pour le traitement à des dates différentes devraient être plus étudiées.

Chapitre 8

Conclusion

8.1 Conclusion

Le but qui a été fixé dans cette thèse était le développement de méthodes de fusion d'images multimodalités et multiacquisitions fondées sur la théorie de Dezert-Smarandache DSmT, considérée comme une généralisation de la théorie de l'évidence de Dempster-Shafer (DST). Dans ce cadre, nous avons développé deux méthodes générales de la fusion pour classifier les images et la détection des changements, en utilisant conjoitement l'information spatiale obtenue par la classification supervisée ICM et la théorie DSmT avec des nouvelles règles de décision pour surmonter les limites inhérentes des règles de décision qui existent dans la littérature. Des études comparatives ont été présentées.

La première méthode est basée sur la fusion contextuelle multidate par DSmT pour classifier les images. Elle fournit un outil pratique pour inclure l'information spatiale obtenue par l'approche Markovienne ICM avec contraintes dans le processus de la fusion via la modélisation des jeux de masses et l'utilisation d'une nouvelle règle de décision adaptative(ADR). Il semble clair que l'utilisation conjointe de DSmT et ICM avec cette règle de décision améliore les performances de la classification en termes de précision et d'exactitude comparée à la méthode de référence ICM. Dans cette méthode, nous avons cherché à exploiter au mieux les possibilités de la DSmT, à savoir, la possibilité de proposer une nouvelle règle de décision permettant de tenir compte de la propriété d'influence du voisinage d'un pixel sur celui-ci. Cette nouvelle règle de décision (ADR) a montré sa performance et nous a permis de surmonter les limites des autres règles. En outre, nous avons constaté l'effet significatif de l'utilisation de trois sources (images) d'information au lieu de deux dans le processus de fusion ce qui a permis d'améliorer la précision globale.

La deuxième méthode permet de traiter les images satellitaires pour identifier et caractériser automatiquement les changements thématiques à partir des images acquises à différentes dates et provenant de différentes sources. L'application choisie est la détection des changements d'occupation du sol dans le milieu périurbain caractérisé par son hétérogénéité et sa diversité.

Ces deux approches montrent la souplesse ainsi la robustesse de l'approche de la DSmT, qui permet d'évaluer la classification obtenue en quantifiant la confiance que l'on a en elle.

En guise de perspectives, nous pouvons souligner plusieurs points. Il serait intéressant, pour la fusion, de ne pas se contenter de modéliser les jeux de masses prenant en compte le contexte spatial par champs de Markov, mais d'intégrer

d'autres paramètres comme des paramètres de texture, ou encore d'investir les possibilités offertes par la DSmT pour affaiblir les sources d'informations par des paramètres. Chacun de ces paramètres peut apporter de nouvelles informations et il est très facile de combiner toutes ces connaissances si elles sont exprimées dans le même formalisme.

Il serait aussi intéressant d'évaluer l'apport d'un nouveau paramètre dans la fusion en termes de coût de calcul et d'apport d'informations, afin de déterminer précisément quels paramètres sont les plus discriminants.

Enfin, nous nous sommes limités dans cette étude à des images moyennes résolution de type Landsat ou Formosat ne permettant pas d'effectuer un suivi de l'occupation et de l'utilisation des sols à une échelle fine et sur une période de temps supérieure, il pourrait être envisagé d'exploiter les images de télédétection à THRS pour identifier, qualifier, quantifier localiser et déterminer précisément l'évolution de l'empreinte spatiale des changements se produisant sur des surfaces terrestres de taille réduite.

Liste des publications et communications

Papiers publiés dans des journaux internationaux

- Change Detection by Fusion/Contextual Classification based on a Hybrid DSmT Model and ICM with Constraints.
  Azeddine Elhassouny, Soufiane Idbraim, Aissam Bekkari, Driss Mammass, Danielle Ducrot. ***International Journal of Computer Applications*** 35(8) :28-40, December 2011. Published by Foundation of Computer Science, New York, USA. ISSN 0975-8887 Impact Factor 2011 : 0.814. doi : 10.5120/4422-6154
  http ://www.ijcaonline.org/archives/volume35/number8/4422-6154
- Application of DSmT-ICM with Adaptive decision rule to supervised classification in multisource remote sensing.
  A. Elhassouny, S. Idbraim, A. Bekkari, D. Mammass, D. Ducrot. ***Journal Of Computing***, VOLUME 5, ISSUE 1, JANUARY 2013, ISSN 2151-9617
  https ://www.journalofcomputing.org/volume-5-issue-1-january-2013
- Multisource Fusion/Classification using ICM and DSmT with New Decision Rule.
  Azeddine Elhassouny, Soufiane Idbraim, Aissam Bekkari, Driss Mammass et Danielle Ducrot, ***Springer Lecture Notes in Computer Science***, ISSN : 0302-9743, (LNCS) vol. 7340 2012 pp 56- 64.
- Spectral and Spatial Classification of High Resolution Urban Satellites Images using Haralick features and SVM with SAM and EMD distance Metrics.
  Aissam Bekkari, Soufiane Idbraim, ***Azeddine Elhassouny***, Driss Mammass, Mostapha El Yassa et Danielle Ducrot Volume 46, numéro 11, DOI 10.5120/6956-9585 édition Mai 2012. ***International Journal of Computer Applications*** ISSN 0975-8887
  http ://www.ijcaonline.org/archives/volume46/number11/6956-9585
- SVM classification of high resolution urban satellites Images using Haralick features.
  Aissam Bekkari, Soufiane Idbraim, ***Azeddine Elhassouny***, Driss Mammass, Mostapha El Yassa et Danielle Ducrot. Volume 3, issue 6, édition Juin 2012. ***International Journal of Scientific and Engineering Research*** ISSN 2229-5518
  http ://www.ijser.org/ResearchPaperPublishing_Jaune2012_Page4.aspx
- Classification of High Resolution Urban satellites Images using SVM and Haralick Features with a Hybrid Median Filter.
  Aissam Bekkari, Soufiane Idbraim, ***Azeddine Elhassouny***, Driss Mammass, Mostapha El Yassa et Danielle Ducrot Issus spéciale SEDEX - Number 1-2012, ***International Journal of Computer Applications*** ISSN 0975-8887.
  http ://www.ijcaonline.org/specialissues/sedex/number1/8356-1007
- SVM and Haralick Features for Classification of High Resolution Satellite Images From Urban Areas.

Aissam Bekkari, Soufiane Idbraim, ***Azeddine Elhassouny***, Driss Mammass, Mostapha El Yassa et Danielle Ducrot, ***Springer Lecture Notes in Computer Science***, ISSN : 0302-9743, (LNCS) vol. 7340 2012 pp 17-26

Papier publié dans la bibliothèque IEEE

- Change detection by new DSmT decision rule and ICM with constraints : Application to Argan land cover.
  Azeddine Elhassouny, Soufiane Idbraim, Driss Mammass and Danielle Ducrot, ***IEEE digital library*** 2012. Digital Object Identifier : 10.1109/ICMCS.2012.6320177
  http ://ieeexplore.ieee.org/xpl/articleDetails.jsp ?tp=arnumber=6320177 contentType=Conference+PublicationsqueryText%3DElhassouny

Conférences internationales avec comités de lecture et publication des actes

- Change detection by new DSmT decision rule and ICM with constraints : Application to Argan land cover.
  Azeddine Elhassouny, Soufiane Idbraim, Driss Mammass and Danielle Ducrot, ***Conférence ICMCS'12 «The 3rd International Conference on Multimedia Computing and Systems***, May 10-12, 2012, Tangier, Morocco»
- Multisource Fusion/Classification using ICM and DSmT with New Decision Rule.
  Azeddine Elhassouny, Soufiane Idbraim, Aissam Bekkari, Driss Mammass et Danielle Ducrot, ***Conférence ICISP'12 «The International Conference on Image and Signal Processing, 2012*** du 28 au 30 juin 2012 à Agadir.
- Classification of High Resolution Urban satellites Images using SVM and Haralick Features with a Hybrid Median Filter.
  Aissam Bekkari, Soufiane Idbraim, ***Azeddine Elhassouny***, Driss Mammass, Mostapha El Yassa et Danielle Ducrot, ***Conférence SEDEXS'12 « The International Conference on Software Engineering, Databases and Expert Systems, 2012*** du 14 au 16 juin 2012 à Settat.
- SVM and Haralick Features for Classification of High Resolution Satellite Images From Urban Areas.
  Aissam Bekkari, Soufiane Idbraim, ***Azeddine Elhassouny***, Driss Mammass, Mostapha El Yassa et Danielle Ducrot ***Conférence ICISP'12 «The International Conference on Image and Signal Processing, 2012*** du 28 au 30 juin 2012 à Agadir.
- Remote sensing multidates images fusion Based on Dezert-Smarandache Theory and ICM with Constraints
  Azeddine Elhassouny, Soufiane Idbraim, Aissam Bekkari, Driss Mammass

et Danielle Ducrot, papier soumis à : ***21st European Signal Processing Conference 2013.***

Conférences nationales

– Tracking : suivi d'objets en mouvement en temps réel par DSmT et MHT. ***Azeddine Elhassouny***, Soufiane Idbraim, Driss Mammass. ***Conférence JDTIC'10 « les 2ème Journées Doctorales en Technologie de l'Information et de la Communication »*** du 15 au 17 juillet 2010 à Fes.

Annexe A

Présentation des données satellitaires

A.1 Le satellite FORMOSAT-2

Le satellite FORMOSAT-2 est un satellite taiwanais du NSPO (National SPace Organization). Il est de conception européenne fabriqué par EADS-Astrium et effectue une observation quotidienne en décrivant une orbite géosynchrone (même zone de couverture) et héliosynchrone (même conditions d'éclairement). De plus sa position permet de conserver le même angle de visée. Le satellite décrit 14 orbites différentes chaque jour. L'intérêt est donc la répétitivité des images qui permet de suivre des phénomènes de courtes durées (ex : campagne d'irrigation).

La résolution spatiale est de :

- 2 m en panchromatique
- 8 m en multi spectral

A la différence des solutions très haute résolution, les paramètres de prise de vue de FORMOSAT-2 sont constants et connus à l'avance. Ils offrent ainsi une garantie quant au nombre d'images acquises et à leur superposition. Une des caractéristiques du satellite FORMOSAT est la présence d'une bande bleue associée aux bandes rouge et verte qui permet de réaliser sans traitement particulier des compositions en couleurs naturelles. Seule ou associée aux autres canaux, elle apporte également des informations spécifiques pour la cartographie des hauts fonds, la différenciation entre sol et végétation, la cartographie forestière et l'identification de cultures, les corrections atmosphériques. Le satellite possède également une bande dans le PIR. L'heure de passage de FORMOSAT-2 à l'équateur se situe à 9 h 30 - heure solaire locale - en noeud descendant, contre 10 h 30 pour la majorité des systèmes optiques actuels. Ce léger décalage, couplé à la revisite quotidienne, permet d'augmenter les chances de succès d'acquisitions exploitables dans les zones équatoriales au-dessus desquelles les nuages de convection se forment tout au long de la matinée. Les images FORMOSAT sont disponibles à 3 niveaux de prétraitement :

- Niveau 1A Correction radiométrique des distorsions dues aux écarts de sensibilité entre les détecteurs élémentaires de l'instrument de prise de vue.
- Niveau 2A Correction radiométrique identique à celle du niveau 1A. Correction géométrique effectuée dans la projection cartographique standard (UTM WGS84 par défaut).
- Ortho Correction radiométrique identique à celle du niveau 1A. Correction géométrique effectuée dans une projection cartographique définie par l'utilisa-

teur et intégrant la correction des effets du relief (carte et /ou points d'appuis et modèle numérique d'élévation à fournir).

Les images FORMOSAT sont délivrées au format DIMAP :

- la partie image au format GeoTIFF,
- la partie métadonnées descriptives au format XML

TABLE A.1 – Résumé des caractéristiques d'image FORMOSAT-2

Mode et résolution	Multispectral (R, V, B, PIR) : 8 m Panchromatique : 2 m Bundle (images Pan et MS séparées)
Bandes spectrales	P : 0.45-0.90m B1 : 0.45-0.52 m (Bleu) B2 : 0.52 -0.60 m (Vert) B3 : 0.63-0.69 m (Rouge) B4 : 0.76-0.90 m (Proche Infra Rouge)
Emprise	24 km x 24 km
Revisite	quotidienne
Angles de visée	latéral et avant-arrière : +/- 45°
Programmation	oui L'acquisition simultanée des images panchromatiques et multispectrales est possible
Dynamique de l'image	8 bits/pixel
Taille des images (niveau 1A hors métadonnées)	MS : 35 Mo Pan : 137 Mo

A.2 Le satellite LANDSAT

Administré à l'origine par la NASA, le programme américain de télédétection spatiale LANDSAT est exploité depuis 1978 par une entreprise privée américaine (EOSAT) et vise à offrir des données de télédétection de façon continue, commercialement, pour l'inventaire et surveillance des ressources terrestres. Le programme LANDSAT (Land Satellite), originellement appelé ERTS (Earth Resources Technology Satellite), a débuté effectivement en juillet 1972 avec le lancement, à une altitude d'environ 900 kilomètres, du premier satellite de la série.

A.2.1 LANDSAT 1ère série

Les trois premiers satellites furent identiques et leur charge utile était constituée de deux instruments optiques, un capteur multispectral (Multi Spectral Scanner MSS) et une série de cameras vidéo (Return Beam Vidicom RBV)

Capteurs RBV

Sur les deux premiers satellites, la série de trois caméras vidéo prenait des images dans le visible et dans l'infrarouge. La résolution était de 80 m pour des images de 185 km sur 185 km. Sur LANDSAT3, la résolution a été portée à 40 m, mais les caméras ne prenaient plus des images que dans une seule bande spectrale panchromatique (0,5 0,75 m).

Capteurs MSS

Ces scanners mécaniques prenaient des informations dans quatre bandes spectrales et sur une zone de 185 km sur 185 km. Comme ces instruments ont été développés après les trois caméras RBV, les bandes ont été numérotées de 4 à 7. Le capteur MSS de LANDSAT 3 comportait une bande spectrale supplémentaire dans l'infrarouge thermique.

TABLE A.2 – Caractéristiques du capteur MMS de LANDSAT 1ère série

Bande	Bande spectrale	Résolution
4	0.5-0.6 m	79 m x 82 m
5	0.6-0.7 m	79 m x 82 m
6	0.7-0.8 m	79 m x 82 m
7	0.8-1.1 m	79 m x 82 m
8	10.5-12.4 m	240 m x 240 m (LANDSAT 3 uniquement)

A.2.2 LANDSAT 2ème série

Les deux satellites suivants (LANDSAT 4 et 5) ont été équipés de deux capteurs multispectraux (Multi Spectral Scanner MSS et Thematic Mapper TM).

Capteurs MSS

Ces scanners étaient identiques à ceux des deux premiers satellites LANDSAT. La seule différence était que les quatre bandes spectrales qui ont été numérotées de 1 à 4, suite à l'abandon des caméras RBV. L'acquisition de données par le capteur MSS de LANDSAT 5 a été arrêtée en 1992.

TABLE A.3 – Caractéristiques du capteur MMS de LANDSAT 2ème série

Bande	Bande spectrale	Résolution
1	0.5-0.6 m	79 m x 82 m
2	0.6-0.7 m	79 m x 82 m
3	0.7-0.8 m	79 m x 82 m
4	0.8-1.1 m	79 m x 82 m

Capteurs TM

Ces scanners à haute résolution possèdent 7 bandes spectrales et couvrent toujours une zone de 185 km sur 185 km.

TABLE A.4 – Caractéristiques du capteur TM de LANDSAT 2ème série

Bande	Bande spectrale	Résolution
1	0.45-0.52 m	28.5 m x 28.5 m
2	0.52-0.60 m	28.5 m x 28.5 m
3	0.63-0.69 m	28.5 m x 28.5 m
4	0.76-0.90	28.5 m x 28.5 m
5	1.55-1.75 m	28.5 m x 28.5m
6	10.4-12.5 m	120 m x 120 m
7	2.08-2.35 m	28.5 m x 28.5 m

A.2.3 LANDSAT 3ème série

La dernière génération des satellites LANDSAT a commencé par un échec. LANDSAT 6 a été perdu juste après son lancement le 3 octobre 1993. LANDSAT 7 a été lancé en 1999 et est équipé d'un capteur multispectral (Enhanced Thematic Mapper Plus ETM+).

Capteur ETM+

Ce scanner est une évolution des TM précédents. Il comporte une large bande panchromatique à haute résolution.

TABLE A.5 – Caractéristiques du capteur ETM+ de LANDSAT 3éme série

Bande	Nom	Bande spectrale	Résolution	Utilisation
1	Bleu	0.45-0.515m	28.5m	Diff. sol végétaux et zones côtières
2	Vert	0.525-0.605	28.5m	Végétation
3	Rouge	0.63-0.69m	28.5m	Diff. espèces végétales
4	Proche I.	0.75-0.90m	28.5m	Biomasse
5	I. moyen	1.55-1.75m	28.5m	Diff. neige et nuage
6	I. thermique	10.4-12.5m	57m	Température de la terre
7	I. moyen	2.09-2.35m	28.5m	Diff. minéraux et types de roches
8	Panchromatique	0.50-0.90m	14.25m	

Avec Diff. : Différenciation entre, I. :Infrarouge

Tous les satellites de la série LANDSAT sont héliosynchrones, en orbite subpolaire, dont l'altitude standard est variée.

TABLE A.6 – Comparaison entre les séries LANDSAT

	Altitude	Inclinaison	Période de révolution	Durée d'un cycle
1ère série	907-915 km	99.2 degrés	103 minutes	18 jours
2ème série	705 km	98.2 degrés	98.9 minutes	16 jours
3ème série	705 km	98.2 degrés	98.9 minutes	16 jours

A.3 Principaux satellites optiques

Le tableau suivant présente les capteurs optiques de 1980 [Thomas 2006],[Cancino 2003],[Idbraim 2009].

TABLE A.7 – Comparaison de capteurs optiques

Satellite	Capteurs	Résolution	Largeur Balayage
METEOSAT-2	PAN	2.5 km	Le disque terrestre
(ESA) 1981	IR	5 km	
TIROS (NOAA-i)	MS (5 bandes)	1.1 km	2700 km
AVHRR/2			
RESURS-01	MS (4 bandes)	170 m	600 km
MSU-SK	IR Thermique	600 m	
LANDSAT 5 TM6	MS(6 bandes)	30 m	172 km
(USA) 1984			
LANDSAT 5 MSS	MS(8 bandes)	80 m	172 km
(USA) 1984	IR thermique	120 m	
LANDSAT 7 ETM+	PAN	15 m	185 km
(USA)1999	MS (6 bandes)	30 m	
	IR thermique	60 m	
SPOT 1, 2,3	MS (3 bandes)	20 m	60 - 80 km
(F, B, S)	PAN	10 m	
SPOT 4	MS (4 bandes)	20 m	60 - 80 km
(F, B, S)	PAN	10 m	
	Végétation	1 km	2000 km
IRS-C (Inde)	PAN	5.8 m	70 km
1995	LISS (3 bandes)	23 m	142 km
	WiFS	70 m	148 km
	WiFS MS	188 m	774 km
IKONOS (USA)	PAN	1 m	11 km
1999	MS(4bands)	4 m	
EROS A (Israël) 2001	PAN	1.8 m	12.5 km
QUICKBIRD(USA)	PAN	61 cm	16.5 km
2001	MS (4 bandes)	2.44 m	
SPOT5	PAN	2.5 - 5 m	60 km
(F, B, S) 2002	MS (4 bandes)	10 m	
ORBVIEW 3	PAN	1 m	8 km
(USA) 2003	MS (4 bandes)	4 m	
CARTOSAT (IRS-P5)	PAN	2.5 m	30 - 27 km
Inde 2003			
EROS B (Israël) 2003	PAN	85 cm	16 km
Pleïades HR	PAN	70 cm - 1 m	20 - 40 km
(F) 2006	MS (4 bandes)	2.8 - 4 m	

Avec F : France, B : Belgique et S : Suède

Bibliographie

[Aas 1997] K. Aas, A. H. Chistad Solberg, H. Koren et R. Solberg. *Semi automatic revision of forest maps combining spectral, textural, laser altimeter and GIS data.* In Proc. Third Int. Airborne Remote Sensing Conf. Exh., Copenhagen, Denmark, pages 405–411, 1997. (Cité en page 24.)

[Almomani 2007] B. Almomani, P. Morrow et S. Mclean. *Knowledge-based semi-supervised satellite image classification.* In Signal Processing and Its Applications, ISSPA07. 9th International Symposium 12-15 February 2007, Sharjah, UAE (Piscataway, NJ : IEEE), pages 1–4, 2007. (Cité en page 25.)

[Anne-Laure 2008] J. Anne-Laure, A. Martin et P. Maupin. *Gestion de l'information paradoxale contrainte par des requétes pour la classification de cibles dans un réseau de capteurs multi-modalités.* In SCIGRAD-08, Brest, France, 24-25 novembre, 2008. (Cité en page 26.)

[Appriou 2005] A. Appriou. *Approche générique de la gestion de l'incertain dans les processus de fusion multisenseur.* Traitement du Signal, vol. 22, pages 307–319,, 2005. (Cité en page 54.)

[Balasko 1997] M. Balasko et E. Svab. *application of combined non-destructive methods in development of cooling units.* In Congrès COFREND sur les essais non destructifs, Nantes,22-26 , septembre 1997, pages 751–755, 1997. (Cité en page 23.)

[Basse 2006] R. M. Basse. *La prise en compte de l'incertitude dans une démarche de modélisation prédictive.* In MoDyS, Université de Nice, Lyon, France, 8 and 9 Novembre 2006, 2006. (Cité en page 26.)

[Beaudet 1978] P. R. Beaudet. *Rotationally Invariant Image Operators.* In in Proceedings of International Joint Conf. on Pattern Recognition,, pages 579–583, 1978. (Cité en pages 16 et 17.)

[Bendjebbour 1997] A. Bendjebbour et W. Pieczynski. *Segmentation d'images multisenseur par fusion évidentielle dans un contexte Markovien.* Traitement du Signal, vol. 14, no. 5, pages 453–464, 1997. (Cité en page 25.)

[Bendjebbour 2001] A. Bendjebbour, Y. Delignon, L. Fouque, V. Samson et W. Pieczenski. *Multisensor image segmentationusing Dempster Shafer fusion in markov fields context.* IEEE, Transaction on geoscience and remote sensing, vol. 39, no. 08, pages 1789–1798, 2001. (Cité en pages 25 et 26.)

[Bentabet 2008] Layachi Bentabet et Jiang Maodong. *A combined Markovian and Dirichlet sub-mixture modeling for evidence assignment : Application to image fusion.* In Bishopś University, Computer Science Department, Lennoxville, QC, Canada J1M1Z7, Pattern Recognition Letters, volume 29, pages 1775–1783. Pattern Recognition Letters, ScienceDirect, 2008. (Cité en page 22.)

[Bernetti 2011] Iacopo Bernetti, Christian Ciampi, Claudio Fagarazzi et Sandro Sacchelli. *The evaluation of forest crop damages due to climate change. An application of Dempster-Shafer method.* Journal of Forest Economics, vol. 17, pages 285–297, 2011. (Cité en page 29.)

[Binaghi 1997] E. Binaghi, P. Madella, M. G. Montesano et A. Rampini. *Fuzzy contextualclassification of multisource remote sensing images.* IEEE Trans. Geosc. Remote Sensing, vol. 35, pages 326–340, 1997. (Cité en page 21.)

[Bloch 1994a] I. Bloch. Information combination operators for data fusion : a comparative review with classification. 1994. (Cité en page 6.)

[Bloch 1994b] I. Bloch et H. Maitre. *Fusion de données en traitement d'images : modèles d'information et décisions.* Traitement du Signal, vol. 11, no. 6, pages 435–446, 1994. (Cité en page 6.)

[Bloch 1996a] I. Bloch. *Incertitude, imprécision et additivité en fusion de données : point de vue historique.* Traitement du Signal, vol. 13, no. 4, pages 267–288, 1996. (Cité en page 6.)

[Bloch 1996b] I. Bloch. *Some aspects of Dempster-Shafer evidence theory for classification of multimodality medical imaging taking partial volume effect into account.* Pattern Recognition Letters, vol. 17, no. 6, pages 905–919, July 1996. (Cité en pages 20 et 24.)

[Bloch 2003] I. Bloch. *Fusion d'informations en traitement du signal et des images.* Hermes Science Publication, 2003. (Cité en pages 6, 24 et 54.)

[Bouakache 2005] A. Bouakache. Fusion des images satellitaires par la théorie d'évidence et la théorie du raisonnement plausible et paradoxal. Master's thesis, 2005. (Cité en page 26.)

[Bouakache 2009] A. Bouakache, G. Mercier, R. Khedam et A. Belhadj-Aissa. *evaluation du conflict pour la detection des changements des états de surface par imagerie satellitaire.* In JAS09, Alger 2009. (Cité en pages 26, 52 et 54.)

[Bracker 1995] H. Bracker, A. Hillion et M. C. Mouchot. *Classification multisources en télédétection par la théorie de l'évidence avec l'intégration du contexte spatial.* In 15é colloque GRETSI, Juan les Pins, pages 937–940, Septembre 1995. (Cité en pages 21 et 26.)

[Bracker 1996] Holger Bracker. *Application of the Dempster/Shafer theory for satellite image classification using multisource and multitemporal data.* PhD thesis, 1996. (Cité en pages 25 et 26.)

[Brown 1992] L.G. Brown. *A survey of image registration techniques.* ACM Comput. Surveys, vol. 24, no. 4, pages 325–376, 1992. (Cité en pages 16 et 17.)

[Bruzzone 1997] L. Bruzzone et S. B.Serpico. *An iterative technique for the detection of land-cover transitions in multitemporal remote-sensing images.* IEEE Trans. Geosci. Remote Sensing, vol. 35, pages 858–867, 1997. (Cité en page 26.)

[Cancino 2003] Oscar Viveros Cancino. *Analyse du milieu urbain par une approche de fusion de données satellitaires optiques et radar.* PhD thesis, 2003. (Cité en page 95.)

[Cao 2008] Guangzhen Cao, Peng Hou et Qiuya Jin. *Data fusion of multitemporal SAR remote sensing with improved D-S algorithm and application to change detection of urban terrain.* Journal of Electronics & Information Technology, vol. 30, no. 8, pages 1897–1900, 2008. (Cité en page 27.)

[Carranza 2006] E.J.M. Carranza et O. Castro. *Predicting lahar-inundation zones : case study in West Mount Pinatubo, Philippines.* Natural Hazards, vol. 37, pages 331–372, 2006. (Cité en page 29.)

[Cayuela 2006] L. Cayuela, J.M. Rey Benayas et C. Echeverria. *Clearance and fragmentation of tropical montane forests in the Highlands of Chiapas, Mexico (1975-2000).* Forest Ecology and Management, vol. 226, pages 208–218, 2006. (Cité en page 28.)

[Chen 1993] S. Y. Chen, W. C. Lin et C. T. Chen. *Evidential reasoning based on Dempster-Shafer theory and its application to medical image analysis.* SPIE, vol. 2032, pages 35–46, 1993. (Cité en page 24.)

[Chitoub 2004] S. Chitoub. *Combinaison de classifieurs : une approche pour l'amélioration de la classification d'images multisources multidates de télédétection.* Télédétection, vol. 4, no. 3, pages 289–301, 2004. (Cité en page 24.)

[Chou 1988] P. B. Chou et C. M. Brown. *Multimodal reconstruction and segmentation with Markov Random Fields and HCF optimization.* In Proceedings of the DARPA Image Understanding Workshop, pages 214–221, 1988. (Cité en page 22.)

[Chu 1992] C. C. Chu et J. K. Aggarwal. *Image Interpretation using Multiple Sensing modalities.* IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, vol. 14, no. 8, pages 840–847, 1992. (Cité en pages 20 et 23.)

[Clark 1990] J. J. Clark et A. L. Yuille. *Data Fusion for Sensory Information Processing Systems.* Kluwer Academic Publishers, Boston,, 1990. (Cité en page 8.)

[Cohen 2005] Y. Cohen et M. Shoshany. *Analysis of convergent evidence in an evidential reasoning knowledge-based classification.* Remote Sensing of Environment,, vol. 96, pages 518–528, 2005. (Cité en page 25.)

[Comber 2004] A. J. Comber, A. N. R. Law et J. R. Lishman. *A comparison of Bayes, Dempster-Shafer and Endorsement Theories for managing knowledge uncertainty in the context of land cover monitoring.* Computers, Environment and Urban Systems, vol. 28, no. 4, pages 311–327, 2004. (Cité en pages 25 et 28.)

[Coppin 2002] P. R. Coppin, E. Lambin et I. Jonckheere. *Digital change detection methods in naturalecosystem monitoring : A review, Analysis of MultiTemporal Remote Sensing Images.* World Scientific, Bruzzone and Smits (Eds.), 2002. (Cité en page 27.)

[Corgne 2003] S. Corgne, L. Hubert-Moy, J. Dezert et G. Mercier. *Land cover change prediction with a new theory of plausible and paradoxical reasoning.* In ISIF2003, Colorado, USA, March 2003. (Cité en page 26.)

[Corgne 2004] S. Corgne. *Modélisation prédictive de l'occupation des sols en contexte agricole intensif : application à la couverture hivernale des sols en Bretagne.* PhD thesis, 2004. (Cité en pages 26, 28 et 54.)

[Dasarathy 1997] B. V. Dasarathy. *Sensor Fusion Potential Exploitation - Innovative Architechtures and Illustrative Applications.* In Proceeding of the IEEE, volume 85, pages 24–38, Janvier 1997. (Cité en page 18.)

[Dempster 1967] A. P. Dempster. *Uper and Lower probabilities induced by a multivalued mapping. Anals of Mathematical Statistics.* vol. 38, pages 325–339, 1967. (Cité en pages 11 et 12.)

[Denoeux 1995] T. Denoeux. *A k-Nearest Neighbor Classification Rule Based on Dempster-Shafer Theory.* IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics - Part A : Systems and Humans, vol. 25, no. 5, pages 804–813, Mai 1995. (Cité en page 26.)

[Denoeux 1997] T. Denoeux. *Analysis of evidence-theoretic decision rules for pattern classification.* Pattern Recognition, vol. 30, no. 7, pages 1095–1107, 1997. (Cité en page 26.)

[Desost-Lebrun 1996] A. M. Desost-Lebrun. *Fusion de données.* Techniques de l'Ingénieur, traité Mesure et Contrôle, vol. 136, pages 1–9, Dècembre 1996. (Cité en page 23.)

[Dezert 2002] J. Dezert. *Foundations for a new theory of plausible and paradoxical reasoning.* Inform. & Secur. J., Semerdjiev Ed., Bulg. Acad. of Sci., vol. 9, 2002. (Cité en pages 13, 31 et 32.)

[Dezert 2008] J. Dezert et F. Smarandache. *A new probabilistic transformation of belief mass assignment.* In International Conference on Information Fusion, Cologne : Germany (2008), 2008. (Cité en page 44.)

[Dieu 2012] Tien Bui Dieu, Pradhan Biswajeet, Lofman Owe, Revhaug Inge et B. Dick Oystein. *Spatial prediction of landslide hazards in Hoa Binh province (Vietnam) : A comparative assessment of the efficacy of evidential belief functions and fuzzy logic models.* Catena, vol. 96, pages 28–40, 2012. (Cité en page 29.)

[Djiknavorian 2008] P. Djiknavorian. *Fusion d'informations dans un cadre de raisonnement de Dezert-Smarandache appliquée sur des rapports de capteurs ESM sous le STANAG 1241.* PhD thesis, 2008. (Cité en pages 33, 35 et 54.)

[Dou 2007] W. Dou, Y.Chen, X. Li et D. Z. Sui. *A general framework for component substitution image fusion : An implementation using the fast image fusion method.* Computers & Geosciences, vol. 33, no. 2, pages 219–228, 2007. (Cité en page 21.)

[Dromigny-Badin 1998] A. Dromigny-Badin. *Image fusion using evidence theory : applications to medical and industrial images.* PhD thesis, 1998. (Cité en pages 6, 8, 9, 11, 12, 16, 17 et 22.)

[Du 2012] Peijun Du, Sicong Liu, Junshi Xia et Yindi Zhao. *Information fusion techniques for change detection from multi-temporal remote sensing images.* Information Fusion, vol. INFFUS 513, 2012. (Cité en page 27.)

[Dubois 1988] D. Dubois et H. Prade. Théorie des possibilités, applications é la représentation des connaissances en informatique. 1988. (Cité en page 9.)

[Dubois 1994] D. Dubois et H. Prade. *La fusion d'informations imprécises.* Traitement du Signal, vol. 11, no. 6, pages 447–458, 1994. (Cité en page 6.)

[Ducey 2001] M. J. Ducey. *Representing uncertainty in silvicultural decision : an application of the Dempster Shafer theory of evidence.* Forest Ecology and Management, vol. 150, pages 199–211, 2001. (Cité en page 29.)

[Ducrot 2005] Danielle Ducrot. Méthode d'analyse et d'interprétation d'images de télédétection multi-sources : Extraction de caractèristiques de paysage. 1er dècembre 2005. (Cité en pages 24, 48 et 67.)

[ElHajj 2009] Mahmoud ElHajj, Agnès Bégué, Serge Guillaume et Jean-Fran§ois Martiné. *Integrating SPOT-5 time series, crop growth modeling and expert knowledge for monitoring agricultural practices - The case of sugarcane harvest on Reunion Island.* Remote Sensing of Environment, vol. 113, 2009. (Cité en page 27.)

[Elhassouny 2011] A. Elhassouny, S. Idbraim, A. Bekkari, D. Mammass et D. Ducrot. *Change Detection by Fusion/Contextual Classification based on a Hybrid DSmT Model and ICM with Constraints.* International Journal of Computer Applications, vol. 35, no. 8, pages 28–40, December 2011. (Cité en page 53.)

[Elsen 1995] P. Van Den Elsen, J. B. A. Maintz, E. J. D. Pol et M. A. Viergever. *Automatic Registration of CT and MR Brain Images using correlation of Geometrical Features.* IEEE Transactions on Medical Imaging, vol. 14, no. 2, pages 384–396, juin 1995. (Cité en pages 16 et 17.)

[Foucher 2002] Samuel Foucher, Mickaél Germain, Jean-Marc Boucher et Goze Bertin Bénié. *Multisource Classification Using ICM and Dempster-Shafer Theory.* IEEE TRANSACTIONS ON INSTRUMENTATION AND MEASUREMENT, vol. 51, no. 2, APRIL 2002. (Cité en page 22.)

[Franklin 1989] S. E. Franklin. *Ancillary data input to satellite remote sensing of complex terrain phenomena.* Comput. Geosci., vol. 15, pages 799–808, 1989. (Cité en page 24.)

[Franklin 2002] S.E. Franklin, D. R. Peddle, J. A. Dechka et G. B. Stenhouse. *Evidential reasoning with landsat TM, DEM and GIS data for landcover classification in support of grizzly bear habitat mapping.* Int. J. Remote Sens., vol. 23, pages 4633–4652, 2002. (Cité en page 28.)

[Garguet-Duport 1994] B. Garguet-Duport et J. M. hassery. *Apport d'une représentaion multirésolution par ondelettes pour la fusion d'images SPOT multispectrales et d'une image panchromatique.* In Colloque Temps-Fréquence, Ondelettes et Multirésolution, Lyon, pages 40.1–40.4, 1994. (Cité en page 26.)

[Gee 1994] J. C. Gee, C. Barillot, L. Le Briquier, D. R. Haynor et R. Bajcsy. *Matching Structural Images of the Human Brain using Statistical and Geometrical Images Features.* In Proc. SPIE : Visualization in Biomedical Computing, volume 2359, pages 191–204, 1994. (Cité en pages 16 et 17.)

[Germain 2004] M. Germain, J. M. Boucher, G. B. Bénié et E. Beaudry. *Fusion évidentielle multi source basée sur une nouvelle approche statistique floue.* In ISIVC04,Brest, France, 2004. (Cité en page 53.)

[Ghosh 2010] S. Ghosh et E. J. M. Carranza. *Spatial analysis of mutual fault/fracture and slope controls on rocksliding in Darjeeling Himalaya,India.* Geomorphology, vol. 122, pages 1–24, 2010. (Cité en page 29.)

[Hall 1997] D. L. Hall et J. Llinas. *An introduction to multisensor data fusion.* In Proceedings the IEEE, volume 85, pages 6–23, 1997. (Cité en page 24.)

[Hame 1998] T. Hame, I. Heiler et J. San Miguel-Ayanz. *An unsupervised change detection and recognition system for forestry.* Int. J. Remote Sensing., vol. 19, no. 6, pages 1079–1099, 1998. (Cité en page 26.)

[Hégarat-Mascle 2004] S. Le Hégarat-Mascle et R. Seltz. *Automatic change detection by evidential fusion of change indices.* Remote Sensing of Environment, vol. 91, no. 3-4, pages 390–404, 2004. (Cité en pages 24 et 27.)

[Hégarat-Mascle 2006a] S. Le Hégarat-Mascle, A. Kallel, L. Hubert-Moy et S. Corgne. *Use of the Evidence Theory to Combine Change Detection Indices and a priori Information.* In IGARSS 2006. IEEE International Conference on Geoscience and Remote Sensing Symposium, pages 216–219, 2006. (Cité en page 26.)

[Hégarat-Mascle 2006b] S. Le Hégarat-Mascle, R. Seltz, L. Hubert-Moy, S. Corgne et N. Stach. *Performance of change detection using remotely sensed data and evidential fusion : Comparison of three cases of application.* International Journal of Remote Sensing, vol. 27, pages 3515–3532, 2006. (Cité en pages 26 et 27.)

[Hégart-Mascle 1997] S. Le Hégart-Mascle, I. Bloch et D. Vidal-Madjar. *Application of Dempster-Shafer evidence theory to unsupervised classification in multisource remote sensing.* IEEE Transactions on Geoscience and remote Sensing (to appear), vol. 35, pages 1018–1032, 1997. (Cité en pages 21, 24 et 25.)

[Hégart-Mascle 2003] S. Le Hégart-Mascle, D . Richars et C. Ottlé. *Multi-sclae data fussion using Dempster-Shafer evidence theory.* 2003. (Cité en page 26.)

[Henkind 1988] S. J. Henkind et M. C. Harrison. *An analysis of four uncertainty calculi.* IEEE Transactions on systems an man cybernetic, vol. 18, pages 700–714, 1988. (Cité en page 23.)

[Hernandez 1997] A. Hernandez. *Fusion d'images radiographiques et ultrasonores, Visualisation stèréoscopiqueé : Application aux pathologies du sein.* PhD thesis, Décembre 1997. (Cité en page 20.)

[Houzelle 1993] S. Houzelle. *Extraction automatique d'objets cartographiques par fusion d'informations extraites d'images satellites.* PhD thesis, Janvier 1993. (Cité en page 23.)

[Huang 2009] Weilin Huang et Weidong Yang. *Change Detection in Remote Sensing Imagery Based on Multi-Similarity Measures Fusion.* In Processing of SPIE 2009, volume 7498-74980U, 2009. (Cité en pages 26 et 27.)

[Hyde 2006] P. Hyde, R. Dubayah, W. Walker, J. B. Blair, M. Hofton M. et C. Hunsaker. *Mapping forest structure for wildlife habitat analysis using multi-sensor (LiDAR, SAR/InSAR, ETM+, Quickbird) synergy.* Remote Sensing of Environment, vol. 102, pages 63–73, 2006. (Cité en page 27.)

[Idbraim 2009] S. Idbraim, D. Ducrot, D. Mammass et D. Aboutajdine. *An unsupervised classification using a novel ICM method with constraints for land cover mapping from remote sensing imagery.* International Review on Computers and Software (I.RE.CO.S.), vol. 4, no. 2, 2009. (Cité en pages 48, 67 et 95.)

[Jeon 1992] B. Jeon et D. A. Landgrebe. *Classification with spatio-temporal interpixel class dependency contexts.* IEEE Trans. Geosc. Rem. Sens., vol. 30, pages 663–672, 1992. (Cité en page 23.)

[Jiang 2011] Dong Jiang, Dafang Zhuang, Yaohuan Huang et Jinying Fu. *Survey of Multispectral Image Fusion Techniques in Remote Sensing Applications.* Chinese Academy of Sciences, Beijing China, 2011. (Cité en pages 22, 23 et 26.)

[Johannsen 1994] K. Johannsen, S. Heine et C. Nockermann. *New Data Fusion Techniques for the Reliability Enhancement of NDT.* In 6eConf. Européenne sur le CND, Nice, 24-28 octobre, pages 361–365, 1994. (Cité en page 23.)

[Jousselme 2003] A. L. Jousselme et E. Bossé et A. Jouan. *Analysing an Identity Information Fusion Algorithm Based on Evidence Theory.* In In Reasearch and Technology Organisation meeting : Military Data and Information Fusion, Prague, Czech Republic, Octobre 2003. (Cité en page 25.)

[Kallel 2008] Abdelaziz Kallel, Sylvie Le Hégarat-Mascle, Laurence Hubert-Moy, et Catherine Ottlé. *Fusion of Vegetation Indices Using Continuous Belief Functions and Cautious-Adaptive Combination Rule.* IEEE TRANSACTIONS ON GEOSCIENCE AND REMOTE SENSING, vol. 46, no. 5, MAY 2008. (Cité en page 28.)

[Khazenie 1990] N. Khazenie et M. M. Crawford. *Spatio-temporal autocorrelated model for contextual classification.* IEEE Trans. Geosc. Remote Sensing, vol. 28, pages 529–539, 1990. (Cité en page 23.)

[Khedam 2006a] R. Khedam, A. Bouakache, G. Mercier et A. Belhadj-Aissa. *Fusion multitemporelle par la théorie de Dempster-Shafer pour la détection et la*

cartographie des changements. Application au milieu urbain et périurbain de la région d'Alger. Revue Télédétection, vol. 6, no. 4, pages 359–404, 2006. (Cité en pages 26 et 69.)

[Khedam 2006b] R. Khedam, A. Bouakache, G. Mercier et A. Belhadj-Aissa. *Improvement of land cover map from satellite imagery using DST and DSmT. Information and Communication Technologies.* In ICTTA-06, 24-28 April 2006, Damascus, Syria (Piscataway, NJ : IEEE), volume 1, pages 383–388, 2006. (Cité en pages 25 et 54.)

[Khedam 2008] R. Khedam. *Etude et développement de méthodologies de fusion/classification contextuelle d'images satellitaires multisources. Application àÂ la cartographie thématique de la ville d'Alger.* PhD thesis, 2008. (Cité en pages 18, 22, 23, 25 et 26.)

[Kim 1995] H. Kim et P. H. Swain. *Evidential reasoning approach to multisource data classification in remote sensing.* IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics, vol. 25, pages 1257–1265, 1995. (Cité en page 24.)

[Kitchen 1982] L. Kitchen et A. Rosenfeld. *Gray-level corner detection.* Pattern Recognition Letters, vol. 1, no. 2, pages 95–102, Dec 1982. (Cité en page 17.)

[Kurtz 2009] Camille Kurtz. Analyse multirésolution d'images de télédétection par segmentations et classifications conjointes. Master's thesis, Juin 2009. (Cité en page 18.)

[Laanaya 2006] H. Laanaya, A. Martin, D. Aboutajdine et A. Khenchaf. *Classification des sédiments marins par fusion de classifieurs binaires SVM. In Caractérisation du milieu marin.* Rapport technique, Octobre 2006. (Cité en page 26.)

[Laanaya 2007] H. Laanaya. *Classification en environnement Incertain : Application á la Caractérisation de Sédiments Marins.* PhD thesis, 14 décembre 2007. (Cité en page 26.)

[Laha 2006] A. Laha, N. R. Pal et J. Das. *Land cover classification using fuzzy rules and aggregation of contextual information through evidence theory.* IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, vol. 44, pages 1633–1641, 2006. (Cité en page 25.)

[Lecomte 2005] Gwenaéle Lecomte. Analyse d'images radioscopiques et fusion d'information multimodales pour l'amélioration du contrôle de pièces de fonderie. 2005. (Cité en pages 8 et 9.)

[Leduc 2001] F. Leduc, B. Solaiman et F. Cavayas. *Combination of fuzzy sets and Dempster- Shafer theories in forest map updating using multispectral data, Sensor Fusion.* SPIE Orlando, USA, 18-20 April, vol. 4385, pages 323–334, 2001. (Cité en page 28.)

[Lee 1987] T. Lee, J. A. Richards et P. H. Swain. *Probabilistic and evidential approaches for multisource data analysis.* IEEE Trans. Geosci. Remote Sensing, vol. GE-25, pages 283–293, May 1987. (Cité en pages 21, 23, 24 et 25.)

[Lefebvre 2011] Antoine Lefebvre, Thomas Corpetti et Laurence Hubert-Moy. *Ondelettes et théorie des évidences pour la classification orientée-objet : Caractérisation et suivi des changements d'occupation des sols de la métropole de Rennes.* In RIG-21/2011. Géomatique et occupation des sols,Lavoisier, Paris, pages 297–325, 2011. (Cité en page 27.)

[Lefevre 1999] E. Lefevre, O. Colot et P. Vannoorenberghe. *A classification method based on Dempster-Shafer's theory and information criteria.* In International Conference on Information Fusion, California, USA,Juin 1999, pages 1179–1186, Juin 1999. (Cité en page 25.)

[Lefevre 2001] Eric Lefevre. *Fusion adaptée d'informations conflictuelles dans le cadre de la théorie de l'évidence : application au diagnostic médical.* PhD thesis, 22 NOV 2001. (Cité en page 24.)

[Lefevre 2002] E. Lefevre, O. Colot et P. Vannoorenberghe. *Belief function combination and conflict management.* Information Fusion, vol. 3, pages 149–162, 2002. (Cité en page 6.)

[Lemeret 2004] Y. Lemeret, E. Lefevre et D. Jolly. *Fusion de données provenant d'un laser et d'un radar en utilisant la théorie de Dempster Shafer.* In MAJECSTIC'04, France, 2004. (Cité en pages 18 et 24.)

[Lexicon 1991] Data Fusion Lexicon. *Data Fusion Subpanel of the Joint Directos of Laboratories Technical Panel for C3.* Rapport technique, 1991. (Cité en page 6.)

[Li 1995] H. Li, R. Deklerck, B. DeCuyper, A. Hermanus, E. Nyssen et J. Cornelis. *Object recognition in brain CT-scans : knowledge-based fusion of data from multiple feature extractors.* IEEE Transactions on Medical Imaging, vol. 14, no. 2, pages 212–229, June 1995. (Cité en page 23.)

[Lou 1997] W.B. Lou et B. Caselton. *Using Dempster-Shafer theory to represent climate change uncertainties.* Journal of Environmental Management, vol. 49, pages 73–93, 1997. (Cité en page 29.)

[Madhavan 2005] B. B. Madhavan, T. Sasagawa, K. Tachibana et K. Mishra. *A decision level fusion of ADS-40, TABI and AISA data.* Nippon Shashin Sokuryo Gakkai Gakujutsu Koenkai Happyo Ronbunshu, vol. 2005, pages 163–166, 2005. (Cité en page 27.)

[Mangolini 1992] M. Mangolini, T. Ranchin et L. Wald. Procédé et dispositif pour augmenter la résolution spatiale d'images à partir d'autres images de meilleure résolution spatiale. 1992. (Cité en pages 18 et 21.)

[Mangolini 1994] M. Mangolini. *Apport de la fusion d'images satellitaires multicapteurs au niveau pixels en télédétection et photo-interprétation.* PhD thesis, 1994. (Cité en page 18.)

[Martin 2005a] A. Martin. La fusion d'informations, volume Réf. : 1484. 2005. (Cité en pages 6, 8, 9, 11, 12, 18 et 23.)

[Martin 2005b] A. Martin. *Fusion de classifieurs pour la classification d'images sonar.* In RNTI-E-5, pages 259–268, novembre 2005. (Cité en page 34.)

[Martin 2006] Arnaud Martin et Christophe Osswald. *HUMAN EXPERTS FUSION FOR IMAGE CLASSIFICATION.* INFORMATION & SECURITY. An International Journal, vol. 20, pages 122–141, 2006. (Cité en pages 53 et 54.)

[Martin 2008] A. Martin. Belief decision support and reject for textured images characterization. 2008. (Cité en page 54.)

[Martin 2009] A. Martin. Modélisation et gestion du conflit dans la théorie des fonctions de croyance. 2009. (Cité en page 54.)

[Mas 1999] J. F. Mas. *Monitoring land-cover changes : a comparison of change detection techniques.* International Journal of Remote Sensing, vol. 20, no. 1, pages 139–152, 1999. (Cité en page 27.)

[Middelkoop 1991] J. Middelkoop et L. L. F. Janssen. *Implementation of temporal relationships in knowledge based classification of satellite images.* Photogrammetric Engineering & Remote Sensing, vol. 57, pages 937–945, 1991. (Cité en page 23.)

[Milisavjevic 2003] N. Milisavjevic, I. Bloch, S. Van Den Broek et M. Acheroy. *Improving mine recognition through processing and dempster-shafer fusion of ground-penetrating radar data.* Pattern Recognition, vol. 36, pages 1233–1250, 2003. (Cité en page 25.)

[Mora 1012] Brice Mora, A. Fournier Richard et Samuel Foucher. *Mapping the health of mature deciduous forest stands by fusing multisource geospatial data with Dempster's combination rule.* International Journal of Remote Sensing, vol. 33, no. 4, pages 1139–1163, 1012. (Cité en page 25.)

[Mora 2010] B. Mora, R. A. Fournier et S. Focher. *Application of evidential reasoning to improve the mapping of regenerating forest stands.* International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation, doi :10.1016/j.jag.2010.10.001, vol. 13, pages 458–467, 2010. (Cité en pages 29 et 54.)

[Naceur 2002] M. S. Naceur, Z. Belhadj et M. R. Boussema. *Fusion de données multicapteur basée sur la théorie de Dempster Shafer pour l'extraction des types d'occupation du solen milieu semi aride.* revue Télédétection, vol. 2, no. 3, pages 213–223, 2002. (Cité en page 26.)

[Osswald 2005] C. Osswald. *Modéles et consensus en fusion : influence sur la décision et la complexité du processus.* Rapport technique, 20 October 2005. (Cité en page 41.)

[Park 2011] N. W. Park. *Application of Dempster-Shafer theory of evidence to GIS-based landslide susceptibility analysis.* Environmental Earth Sciences, vol. 62, pages 367–376, 2011. (Cité en page 29.)

[Peddle 1995] D. Peddle et R. Mercury. *An evidential reasoning image classifier.* Computers and Geosciences, vol. 21, no. 10, pages 1163–1176, 1995. (Cité en page 25.)

[Pohl 1998] C. Pohl et et J. L. van Genderen. *Multisensor image fusion in remote sensing : concepts, methods and applications.* International Journal of Remote Sensing, vol. 19, no. 5, pages 823–854, 1998. (Cité en page 18.)

[Raje 2010] D. Raje et P. P. Mujumdar. *Hydrologic drought prediction under climate change : uncertainty modeling with Dempster-Shafer and Bayesian approach.* Advances in Water Resources, vol. 33, pages 1176–1186, 2010. (Cité en page 29.)

[Richards 1982] J. A. Richards, D. A. Landgrebe et P. H. Swain. *A means for utilizing ancillary information in multispectral classification.* Remote Sensing of Environment, vol. 12, pages 463–477, 1982. (Cité en pages 21 et 24.)

[Richardson 1988] J. M. Richardson et K. A. Marsh. *Fusion of multisensor data.* Int. J. Robot. Res.„ vol. 7, pages 78–96, 1988. (Cité en page 18.)

[Robin 2010] Amandine Robin, Lionel Moisan, et Sylvie Le Hégarat-Mascle. *An A-Contrario Approach for Subpixel Change Detection in Satellite Imagery.* IEEE TRANSACTIONS ON PATTERN ANALYSIS AND MACHINE INTELLIGENCE, vol. 32, 2010. (Cité en page 27.)

[Rottensteiner 2004] F. Rottensteiner, J. Trinder, S. Clode, K. Kubik et B.Lovell. *Building detection by Dempster-Shafer fusion of LIDAR data and multispectral aerial imagery.* In In Proceedings of the 17th International Conference on Pattern Recognition, Cambridge, UK, August 23-26, volume 2, pages 339–342, 2004. (Cité en page 26.)

[Rottensteiner 2005] F. Rottensteiner, J. Trinder, S. Clode et K. Kubik. *Using the Dempster Shafer method for the fusion of LIDAR data and multispectral images for building detection.* Information Fusion, vol. 6, no. 4, pages 283–300, 2005. (Cité en page 27.)

[Ruvimbo 2009] G. Ruvimbo, D. Philippe et D. Morgan. *Object-oriented change detection for the city of Harare, Zimbabwe.* Exp. Syst. Appl.ISSN 0013-8703, vol. 36, pages 571–588, 2009. (Cité en page 26.)

[Samaali 2010] H. Samaali, Mohamed Naceur Omrane et Mohamed Chedly Rabia. *Modélisation prédictive de l'évolution de l'occupation/utilisation du sol en contexte agricol intensif : application à la couverture hivernale des sols dans le périmètre irrigue de KAlaat landalous.* In XIIéme Journées Scientifiques du Réseau Télédétection de L'A.U.F., Mounastir : Tunisie (2010), 2010. (Cité en page 28.)

[Shabou 2006] Aymen Shabou. Recalage rigide et non rigide entre images multicapteurs radar/optique. Master's thesis, 2005/2006. (Cité en page 17.)

[Shafer 1976] G. Shafer. A mathematical theory of evidence. 1976. (Cité en pages 11 et 35.)

[Sitraka 2009] R. Sitraka, R. Solofoarisoa et R. Solofo. *Combinaison de classificateurs selon la théorie de Dempster-Shafer pour la classification d'images satellitaires.* In Mada-Géo13 (ISSN 2074 4587), Mai 2009. (Cité en page 24.)

[Smarandache 2002] F. Smarandache. *A Unifying Field in Logics : Neutrosophic Logic, Multiple-valued logic.* An international journal, vol. 8, no. 3, pages 385–438, 2002. (Cité en pages 31 et 32.)

[Smarandache 2004] F. Smarandache et J. Dezert. Applications and Advances of DSmT for Information Fusion (Collected works), volume 1. 2004. (Cité en pages 13, 20, 28, 32, 33, 34, 35, 36, 40, 44, 45, 54 et 55.)

[Smarandache 2006] F. Smarandache et J. Dezert. Advances and applications of dsmt for information fusion (collected works), volume 2. 2006. (Cité en pages 13, 20, 28, 32, 33, 34, 40, 41, 54 et 55.)

[Smarandache 2009] F. Smarandache et J. Dezert. Applications and Advances of DSmT for Information Fusion (Collected works), volume 3. 2009. (Cité en pages 20, 28, 32, 33, 34, 40, 44, 53, 54 et 55.)

[Smets 1990] P. Smets. *Constructing the pignistic probability function in a context of uncertainty.* Uncertainty in Artificial Intelligence, vol. 5, pages 29–39, 1990. (Cité en page 54.)

[Smets 1991] Ph. Smets. *The variety of ignorance and the need for well-fonded theories.* Information Sciences, pages 57–144, 1991. (Cité en page 6.)

[Smits 1997] P. C. Smits et S. G. Dellepiane. *Synthetic aperture radar image segmentation by a detail preserving Markov random field approach.* IEEE Trans. Geosc. Rem. Sens., vol. 35, pages 844–857, 1997. (Cité en page 22.)

[Solberg 1993] A. H. Schistad Solberg, T. Taxt et A. K. Jain. *Fusion of multitemporal satellite images and GIS data for land-use classification.* In Proc. 8th Scandinavian Conf. Image Analysis, Tromso, Norway, Technical repport, 1993. (Cité en page 23.)

[Solberg 1994] A. H. Schistad Solberg, T. Taxt et A. K. Jain. *Multisourse classification of remotely sensed data : Fusion of Landsat TM and SAR images.* IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, vol. 32, pages 768–778, 1994. (Cité en pages 23 et 24.)

[Solberg 1996] A. H. Schistad Solberg, T. Taxt et A. K. Jain. *A Random field Model for classification of Multisource satellite Imagry.* IEEE Transaction on geoscience and remote sensing, vol. 34, no. 01, pages 100–113, 1996. (Cité en page 26.)

[Solberg 2006] A. H. Schistad Solberg. Data fusion for remote sensing applications. 17 March 2006. (Cité en page 18.)

[Thomas 2006] Claire Thomas. *Fusion d'images de résolutions spatiales différentes.* PhD thesis, 2006. (Cité en page 95.)

[Thomopoulos 1987] S. C. A. Thomopoulos, R. Viswanathan et D. C. Bougoulias. *Optimal Decision Fusion in Multiple Sensor Systems.* IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, vol. 23, no. 5, pages 644–653, September 1987. (Cité en page 23.)

[Tombak 2001] M. Tombak, A. Isotamm et T. Tamme. *On logical method for counting Dedekind numbers.* In Lect. Notes on Comp.Sci.,Springer-Verlag,(www.cs.ut.ee/people/m_tombak/publ.html), volume 2138, pages 424–427, 2001. (Cité en page 33.)

[Varma 2000] V. K. Varma et I. Ferguson I. Wild. *Decision support system for the sustainable forest management.* Forest Ecology and Management, vol. 128, pages 49–55, 2000. (Cité en page 28.)

[Vasseur 1999] P. Vasseur, C. Pegard, E. Mouaddib et L. Delahoche. *Perceptual organization approach based on Dempster-Shafer theory.* Pattern Recognition, vol. 32, pages 1449–1462, 1999. (Cité en page 24.)

[Verlinde 1999] P. Verlinde. *A Contribution to Multi-Modal Identity Verification using Decision Fusion.* PhD thesis, 1999. (Cité en page 18.)

[Wald 1999] L. Wald. *Some terms of reference in data fusion.* IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, vol. 37, no. 3, pages 1190–1193, 1999. (Cité en pages 5 et 18.)

[Wald 2002] L. Wald. *Data Fusion - Definitions and architectures - Fusion of images of different special resolutions.* Rapport technique, 2002. (Cité en page 6.)

[Waltz 1986] E. L. Waltz et D. M. Buede. *Data fusion and decision support for command and control.* IEEE Transactions on System, Man and Cybernetics, vol. 16, no. 6, pages 865–879, 1986. (Cité en page 24.)

[Wan 1994] W. Wan et D. Fraser. *A self-organizing map model for spatial and temporalcontextual classification.* In In IEEE Symp. Geosc. Rem. Sens. (IGARSS),Pasadena, California, pages 1867–1869, August 1994. (Cité en page 21.)

[Wanxiao 2007] Sun Wanxiao, Liang Shunlin, Xu Gang, Fang Hongliang et Dickinson Robert. *Mapping plant functional types from MODIS data using multisource evidential reasoning.* Remote Sensing of Environment In Press, Corrected Proof, 23 October 2007. (Cité en page 25.)

[Wasserman 1995] R. Wasserman, R. Acharya, C. Sibata et K. H. Shin. *A Data fusion approach to tumor delineation.* In ICIP 95, Washington DC, volume II, pages 23–26, oct 1995. (Cité en page 17.)

[Weisstein 2007] E. W. Weisstein. Antichain. From MathWorld, A WolframWeb Resource. 2007. (Cité en page 33.)

[Wright 1989] W. A. Wright. *A Markov random field approach to data fusion and colour segmentation.* Image Vision Comp., vol. 7, pages 144–150, 1989. (Cité en pages 22 et 23.)

[Yajing 2011] Yan Yajing. Fusion de mesures de déplacement issues d'imagerie SAR : application aux modélisations séismo-volcaniques. 8 dec 2011. (Cité en pages 6, 9 et 11.)

[Yuanyong 2009] Dian Yuanyong et Fang Shenghui. *The Change Detection of Multitemporal Remote Sensing Images Based on D-S Algorithm.* In Proc. of SPIE 2009, volume 7492,749224, 2009. (Cité en page 27.)

[Zadeh 1968] L. A. Zadeh. *Probabilty measures of fuzzy events.* Journal of Mathematical Analysis and Applications, vol. 23, pages 421–427, 1968. (Cité en page 10.)

[Zadeh 1999] L. A. Zadeh. *Fuzzy sets as a basis for a theory of possibility.* Fuzzy Sets Syst, vol. 100, pages 9–34, 1999. (Cité en page 11.)

[Zahzah 1992] E. Zahzah. *Contribution à la représentation des connaissances et à leur utilisation pour l'interprétation, automatique des images satellites.* PhD thesis, 1992. (Cité en page 24.)

[Zhang 2010] Jixian Zhang. *Multi-source remote sensing data fusion : status and trends.* International Journal of Image and Data Fusion, vol. 1, no. 1, pages 5–24, 2010. (Cité en pages 18, 22 et 23.)

[Zhun-ga 2010] L. Zhun-ga, J. Dezert et Q. Pan. *A new measure of dissimilarity between two basic belief assignments.* hal-00488045, ScientificCommons, 1 Jun 2010. (Cité en page 44.)

Résumé :

L'objectif de cette thèse est de fournir à la télédétection des outils automatiques de la classification et de la détection des changements d'occupation du sol utiles à plusieurs fins, dans ce cadre, nous avons développé deux méthodes générales de fusion utilisées pour la classification des images et la détection des changements utilisant conjointement l'information spatiale obtenue par la classification supervisée ICM et la théorie de Dezert-Smarandache (DSmT) avec des nouvelles règles de décision pour surmonter les limites inhérentes des règles de décision existantes dans la littérature.

La première méthode est basée sur la fusion contextuelle multidates par DSmT pour classifier les images satellitaires, elle fournit un outil pratique pour inclure l'information spatiale obtenue par l'approche Markovienne ICM avec contraintes dans le processus de la fusion via la modélisation des jeux de masses et l'utilisation d'une nouvelle règle de décision adaptative(ADR). D'après les résultats obtenus il semble clair que l'utilisation conjointe de DSmT et ICM avec cette règle de décision améliore les performances de la classification en termes de précision et d'exactitude comparant à la méthode de référence ICM, en effet, dans cette méthode, nous avons cherché à exploiter au mieux les possibilités de la DSmT, à savoir, la possibilité de proposer une nouvelle règle de décision. Alors, nous avons proposé une règle permettant de tenir compte de la propriété d'influence du voisinage d'un pixel sur celui-ci. Cette nouvelle règle de décision (ADR) nous a permis de surmonter les limites des autres règles, en outre, nous avons constaté l'effet significatif de l'utilisation de trois sources (images) d'information au lieu de deux dans le processus de fusion ce qui a permis d'améliorer la précision globale.

La deuxième méthode permet de traiter les images satellitaires pour identifier et caractériser automatiquement les changements thématiques à partir des images acquises à différentes dates et provenant de différentes sources. L'application choisie est la détection des changements d'occupation du sol dans le milieu périurbain caractérisé par son hétérogénéité et sa diversité. Cette méthode peut être résumé comme suit, après un prétraitement et un recalage des images, nous appliquons une classification supervisée ICM avec contraintes, puis un modèle d'APPRIOU est utilisé pour estimer les fonctions de masses, suivi d'une fusion des matrices des masses résultantes avec un modèle hybride de DSmT calculant des fonctions de croyance généralisées. Enfin, la nouvelle règle de décision établie précédemment est déployée.

L'ensemble des programmes de cette thèse ont été implémentés avec MATLAB et les prétraitements et visualisation des résultats ont été réalisés sous ENVI 4.0, ceci a permis d'effectuer une validation des résultats avec précision et dans des cas concrets. Les deux approches sont évaluées sur des images LANDSAT ETM+ et FORMOSAT-2 et les résultats sont prometteurs.

Mots clefs : Fusion, Classification, Détection de changements, DSmT, ICM, Règle de décision adaptative, Télédétection

Abstract :

The main objective of this thesis is to provide automatic remote sensing tools of classification and of change detection of land cover for many purposes, in this context, we have developed two general methods used for classification fusion images and change detection using joint spatial information obtained by supervised classification ICM and Dezert-Smarandache theory (DSmT) with new decision rules to overcome the limitations of decision rules existing in the literature.

The first method is based on the contextual and multitemporal fusion of satellite images by DSmT for classification, it provides a useful tool to include spatial information obtained by the ICM approach with constraints in the fusion process via modeling masse fonctions and the use of a new rule adaptive decision (ADR). From the results it seems clear that the joint of DSmT and ICM with this decision rule improves the performance of the classification in terms of precision and accuracy compared to the reference method ICM Indeed, in this method, we sought to exploit the possibilities of DSmT, namely the possibility of proposing a new rule-making. Then, we proposed a rule to take into account the influence of property adjacent to a pixel on it. This new decision rule (ADR) has enabled us to overcome the limitations of other rules, in addition, we found the significant effect of the use of three sources (images) information instead of two in the fusion process which improve the overall accuracy.

The second method allows to process satellite images to automatically identify and characterize changes themes from images acquired at different times and from different sources. The chosen application is the changes detection in land cover in the peri-urban areas characterized by heterogeneity and diversity. This method can be summarized as follows, after pretreatment and image registration, we apply a supervised classification ICM with constraints and Appriou model is used to estimate the mass functions, followed by a fusion of mass matrices resulting with a hybrid model of DSmT for calculating generalized belief functions. Finally, the new decision rule established previously deployed.

All programs of this thesis have been implemented in MATLAB and C language and preprocessing and visualization of results were achieved in ENVI 4.0, this has allowed for a validation of the results accurately and in concrete cases. Both approaches are evaluated on LANDSAT ETM + and FORMOSAT-2 and the results are promising.

Keywords : Fusion, Classification, Change detection, DSmT, ICM, Adaptive decision rule, Remote sensing